



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA Y SISTEMAS DE TELECOMUNICACIÓN

PROYECTO FIN DE GRADO

TÍTULO: Procesado de imágenes médicas en MATLAB

AUTOR: Irene Sánchez Prieto

TITULACIÓN: Grado en Ingeniería de Sonido e Imagen

TUTOR (o Director en su caso): Enrique Rendón Angulo

DEPARTAMENTO: DIAC

VºBº

Miembros del Tribunal Calificador:

PRESIDENTE: Juana Gutiérrez Arriola

VOCAL: Enrique Rendón Angulo

SECRETARIO: José Manuel Díaz López

Fecha de lectura:

Calificación:

El Secretario,

Me gustaría dedicar este proyecto a mis padres y a mi hermano por haberme apoyado siempre en todo y por haberme ayudado a conseguir mis sueños. Muchas gracias de todo corazón. También quiero dedicárselo a Javier por creer en mí incluso más de lo que creo yo misma y apoyarme siempre en los malos momentos.

También quiero dar las gracias a Enrique, mi tutor, por permitirme realizar un proyecto en un ámbito que tanto me entusiasmaba. Además quiero agradecerle su gran atención y disponibilidad para ayudarme en todo lo que necesitase en cualquier momento. Ha sido un placer trabajar a tu lado.

Por último quisiera agradecer a todos mis amigos y compañeros que en mayor o menor medida me han apoyado a lo largo de mis estudios. Gracias a todos.

Resumen

La relación entre la ingeniería y la medicina cada vez se está haciendo más estrecha, y debido a esto se ha creado una nueva disciplina, la bioingeniería, ámbito en el que se centra el proyecto. Este ámbito cobra gran interés debido al rápido desarrollo de nuevas tecnologías que en particular permiten, facilitan y mejoran la obtención de diagnósticos médicos respecto de los métodos tradicionales. Dentro de la bioingeniería, el campo que está teniendo mayor desarrollo es el de la imagen médica, gracias al cual se pueden obtener imágenes del interior del cuerpo humano con métodos no invasivos y sin necesidad de recurrir a la cirugía. Mediante métodos como la resonancia magnética, rayos X, medicina nuclear o ultrasonidos, se pueden obtener imágenes del cuerpo humano para realizar diagnósticos. Para que esas imágenes puedan ser utilizadas con ese fin hay que realizar un correcto tratamiento de éstas mediante técnicas de procesamiento digital.

En ese ámbito del procesamiento digital de las imágenes médicas es en el que se ha realizado este proyecto. Gracias al desarrollo del tratamiento digital de imágenes con métodos de extracción de información, mejora de la visualización o resaltado de rasgos de interés de las imágenes, se puede facilitar y mejorar el diagnóstico de los especialistas. Por todo esto en una época en la que se quieren automatizar todos los procesos para mejorar la eficacia del trabajo realizado, el automatizar el procesamiento de las imágenes para extraer información con mayor facilidad, es muy útil. Actualmente una de las herramientas más potentes en el tratamiento de imágenes médicas es Matlab, gracias a su *toolbox* de procesamiento de imágenes. Por ello se eligió este software para el desarrollo de la parte práctica de este proyecto, su potencia y versatilidad simplifican la implementación de algoritmos.

Este proyecto se estructura en dos partes. En la primera se realiza una descripción general de las diferentes modalidades de obtención de imágenes médicas y se explican los diferentes usos de cada método, dependiendo del campo de aplicación. Posteriormente se hace una descripción de las técnicas más importantes de procesamiento de imagen digital que han sido utilizadas en el proyecto. En la segunda parte se desarrollan cuatro aplicaciones en Matlab para ejemplificar el desarrollo de algoritmos de procesamiento de imágenes médicas. Dichas implementaciones demuestran la aplicación y utilidad de los conceptos explicados anteriormente en la parte teórica, como la segmentación y operaciones de filtrado espacial de la imagen, así como otros conceptos específicos. Las aplicaciones ejemplo desarrolladas han sido: obtención del porcentaje de metástasis de un tejido, diagnóstico de las deformidades de la columna vertebral, obtención de la MTF de una cámara de rayos gamma y medida del área de un fibroadenoma de una ecografía de mama. Por último, para cada una de las aplicaciones se detallará su utilidad en el campo de la imagen médica, los resultados obtenidos y su implementación en una interfaz gráfica para facilitar su uso.

Abstract

The relationship between medicine and engineering is becoming closer than ever giving birth to a recently appeared science field: bioengineering. This project is focused on this subject. This recent field is becoming more and more important due to the fast development of new technologies that provide tools to improve disease diagnosis, with regard to traditional procedures. In bioengineering the fastest growing field is medical imaging, in which we can obtain images of the inside of the human body without need of surgery. Nowadays by means of the medical modalities of magnetic resonance, X ray, nuclear medicine or ultrasound, we can obtain images to make a more accurate diagnosis. For those images to be useful within the medical field, they should be processed properly with some digital image processing techniques.

It is in this field of digital medical image processing where this project is developed. Thanks to the development of digital image processing providing methods for data collection, improved visualization or data highlighting, diagnosis can be eased and facilitated. In an age where automation of processes is much sought, automated digital image processing to ease data collection is extremely useful. One of the most powerful image processing tools is Matlab, together with its image processing *toolbox*. That is the reason why that software was chosen to develop the practical algorithms in this project.

This final project is divided into two main parts. Firstly, the different modalities for obtaining medical images will be described. The different usages of each method according to the application will also be specified. Afterwards we will give a brief description of the most important image processing tools that have been used in the project. Secondly, four algorithms in Matlab are implemented, to provide practical examples of medical image processing algorithms. This implementation shows the usefulness of the concepts previously explained in the first part, such as: segmentation or spatial filtering. The particular applications examples that have been developed are: calculation of the metastasis percentage of a tissue, diagnosis of spinal deformity, approximation to the MTF of a gamma camera, and measurement of the area of a fibroadenoma in an ultrasound image. Finally, for each of the applications developed, we will detail its usefulness within the medical field, the results obtained, and its implementation in a graphical user interface to ensure ease of use.

Índice de contenidos

Resumen	1
Abstract	3
Índice de figuras	7
Índice de tablas	10
Listado de acrónimos	11
1. INTRODUCCIÓN	13
1.1 Marco tecnológico	13
1.2 Objetivos del proyecto	14
1.3 Estructura de la memoria	14
2. CONCEPTOS DE IMAGEN MÉDICA	17
2.1 Introducción al procesado de imagen médica digital	17
2.2 Modalidades de imagen médica	21
2.2.1 Obtención de imágenes mediante rayos X	22
2.2.2 Resonancia magnética	28
2.2.3 Ultrasonidos	32
2.2.4 Medicina nuclear	36
2.3 Procesado y realzado de imágenes médicas	39
2.3.1 Operaciones en el dominio espacial	39
2.3.2 Operaciones en el dominio de la frecuencia	45
2.4 Segmentación de imágenes médicas	46
2.4.1 Métodos basados en bordes	47
2.4.2 Métodos basados en píxeles	48
2.4.3 Métodos basados en regiones	50
3. EJEMPLOS DE APLICACIÓN EN MATLAB	51
3.1 Porcentaje de metástasis en imágenes de histología de pulmón	52
3.1.1 Fundamentos teóricos	52
3.1.2 Implementación práctica	54
3.2 Diagnóstico de las deformidades en la columna vertebral	61
3.2.1 Fundamentos teóricos	61
3.2.2 Implementación práctica	63
3.3 Obtención de la MTF de una cámara de rayos gamma	71
3.3.1 Fundamentos teóricos	71
3.3.2 Implementación práctica	74
3.4 Medida del área de los fibroadenomas de una ecografía de mama	81
3.4.1 Fundamentos teóricos	81
3.4.2 Implementación práctica	83
4. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	91
5. BIBLIOGRAFÍA	92

Índice de figuras

Figura 1. Explicación de la imagen médica multidisciplinar.....	19
Figura 2. Estructura del átomo de tungsteno con la que se producen rayos X. Fuente: [2]	22
Figura 3. Obtención de imágenes mediante rayos X Fuente: elaboración propia basada en [2]	23
Figura 4. Ejemplo de imagen obtenida con la tomografía computarizada Fuente: [2]	25
Figura 5. Esquema de la tomografía computarizada Fuente: elaboración propia basada en [2]	26
Figura 6. Ejemplo de imagen obtenida con rayos X Fuente: [2]	26
Figura 7. Desfase provocado por el tiempo de relajación transversal Fuente: [12]	29
Figura 8. Esquema general de un sistema de resonancia magnética Fuente: [2]	30
Figura 9. Ejemplo de imagen producida con la técnica de resonancia magnética. Fuente: [2]	31
Figura 10. Obtención de imágenes de ultrasonidos mediante ecolocalización Fuente: elaboración propia basada en [12].	32
Figura 11. Ejemplo de imagen fetal obtenida con ultrasonidos Fuente: [14].....	34
Figura 12. Comparación entre PET y RM. Fuente: [15].	38
Figura 13. Imagen de una mamografía obtenida con X con su histograma correspondiente. Fuente: elaboración propia con imagen obtenida de [2].	40
Figura 14. Ecualización de la mamografía con su histograma correspondiente. Fuente: elaboración propia con imagen obtenida de [2].	41
Figura 15. Máscaras de media y de media ponderada respectivamente.....	42
Figura 16. Imagen original y filtrada con máscara de media de 6x6. Fuente: elaboración propia con imagen original de [2]	42
Figura 17. La primera máscara es el operador de Sobel en la dirección x, y la segunda en la dirección y. La tercera máscara es un operador Laplaciano usando conectividad de ocho píxeles y la última es una máscara de realzado de bordes.	43
Figura 18. Ejemplo de aplicación a una imagen de un operador derivativo Laplaciano de detección de bordes (izquierda) y de realzado de bordes (derecha). Fuente: elaboración propia	43
Figura 19. Imagen original binaria obtenida mediante la segmentación de una ecografía (izquierda). Erosión de la imagen original con el elemento estructural B que es una matriz de unos de 3x3 (centro). Dilatación de la imagen original con el elemento estructural B (derecha) . Fuente: elaboración propia.....	44
Figura 20. Imagen degradada con ruido periódico (izquierda) e imagen restaurada con filtrado (derecha). Fuente: elaboración propia.....	45
Figura 21. Transformada de Fourier de la imagen degradada con ruido periódico(izquierda) y filtrado en el dominio de la frecuencia de la imagen degradada para la eliminación del ruido periódico (derecha). Fuente: elaboración propia.....	46

Figura 22. Ejemplo de detección de bordes con las máscaras de Sobel.	48
Figura 23. Imagen original y segmentada mediante el método de Otsu. Fuente: elaboración propia con imagen de [4].	49
Figura 24. Menú inicial de la aplicación.	52
Figura 25. Obtención y preparación de un TMA. Fuente [19].....	53
Figura 26. Diagrama de bloques de la obtención del porcentaje de metástasis en imágenes de histología.	54
Figura 27. Imagen original de tejido de histología de pulmón en color y descomposición en sus tres planos RGB.	55
Figura 28. Segmentación del tejido sin y con rellenado de los huecos interiores respectivamente.	56
Figura 29. Máscara del tejido con metástasis sin y con rellenado con umbral de 189.	57
Figura 30. Imagen final obtenida en falso color. Se muestra en rojo las zonas con tumor.....	58
Figura 31. Diseño de la interfaz gráfica de la segmentación de los tumores.	60
Figura 32. Método de medida del ángulo de Cobb Fuente: [22]	62
Figura 33. Diagrama de bloques de la obtención del ángulo de Cobb.	63
Figura 34. División de la imagen en 7 partes tras la selección de los límites de procesado.	65
Figura 35. Selección de los puntos de intersección de las líneas divisorias.	65
Figura 36. Aproximación de la columna a una curva de 4º grado.	66
Figura 37. Visualización del ángulo de Cobb calculado.	67
Figura 38. Diseño de la interfaz de cálculo del ángulo de Cobb.	70
Figura 39. Colocación del bloque de plomo y la fuente radioactiva para la obtención de la imagen.....	72
Figura 40. Gráfica de la ESF	73
Figura 41. Gráfica de la LSF	73
Figura 42. Obtención de la gráfica de la MTF.....	74
Figura 43. Diagrama de bloques de la obtención de la MTF.	74
Figura 44. Selección de la ROI para el procesado de la MTF. Detalle de la ROI.	75
Figura 45. Gráfica de la ESF	76
Figura 46. Aproximación de los datos obtenidos a una curva gaussiana.....	77
Figura 47. Obtención de la gráfica final del LSF.	77
Figura 48. Gráfica final obtenida de la MTF.....	78
Figura 49. Diseño de la interfaz gráfica de la obtención de la MTF.	80
Figura 50. Diferencias de la forma de un tumor benigno (izquierda) y maligno (derecha). Fuente [30].	82
Figura 51. Diagrama de bloques de la obtención del área del fibroadenoma.	83
Figura 52. Imagen que se quiere procesar (izquierda) con su histograma no ecualizado (centro), e imagen final obtenida tras la ecualización (derecha).	84
Figura 53. Imagen segmentada (izquierda), imagen obtenida tras la erosión (centro), imagen final obtenida tras la dilatación (derecha).	84
Figura 54. Identificación con colores de los objetos y máscara final del fibroadenoma.	85

Figura 55. Uso de las funciones <code>bwconcomp</code> , <code>labelmatrix</code> y <code>regionprops</code>	86
Figura 56. Visualización final del fibroadenoma segmentado para obtener su área.	87
Figura 57. Implementación en <i>GUIDE</i> del área del fibroadenoma.	89

Índice de tablas

Tabla 1. Relación del espectro electromagnético con las modalidades de imagen médica Fuente: elaboración propia basada en [2].	18
Tabla 2. Resoluciones típicas de las imágenes médicas. Fuente: elaboración propia basado en [6]	20
Tabla 3. Porcentajes de agua en los tejidos humanos Fuente: [9]	28
Tabla 4. Velocidad del sonido para los diferentes tejidos del cuerpo humano Fuente: elaboración propia basada en [6]	33
Tabla 5. Descripción de la función graythresh de Matlab.	55
Tabla 6. Descripción de la función im2bw de Matlab.	56
Tabla 7. Descripción de la función imfill de Matlab.	57
Tabla 8. Resultados obtenidos de la segmentación de la metástasis en una imagen de histología de pulmón.	59
Tabla 9. Descripción de la función ginput de Matlab.	64
Tabla 10. Descripción de la función getpts de Matlab.	65
Tabla 11. Descripción de la función polyfit de Matlab.	66
Tabla 12. Descripción de la función polyval de Matlab	66
Tabla 13. Resultados obtenidos de la medida del ángulo de Cobb en radiografías.	69
Tabla 14. Descripción de la función dicomread de Matlab.	75
Tabla 15. Pruebas realizadas con las frecuencias espaciales obtenidas en las que la MTF vale 0.5 y 0.2 respectivamente.	79
Tabla 16. Descripción de la función de Matlab bwmorph.	85
Tabla 17. Descripción de la función bwconncomp de Matlab.	86
Tabla 18. Descripción de la función labelmatrix de Matlab.	86
Tabla 19. Descripción de la función regionprops de Matlab.	87
Tabla 20. Resultados obtenidos del área del fibroadenoma.	88

Listado de acrónimos

DICOM	<i>Digital Imaging Communications in Medicine</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
LSF	<i>Line Spread Function</i>
MRI	<i>Magnetic Resonance Imaging</i>
MTF	<i>Modulation Transfer Function</i>
PET	<i>Positron emission tomography</i>
PSF	<i>Point Spread Function</i>
ROI	<i>Region of interest</i>
SNR	<i>Signal to Noise Ratio</i>
SPECT	<i>Single photon emission computed tomography</i>
TC	Tomografía computarizada (CT en inglés)
TMA	<i>Tissue Microarray</i>

1. INTRODUCCIÓN

De todas las áreas diferentes de la ingeniería se puede decir que una de las más recientes y de mayor proyección en un futuro es la bioingeniería. Gracias al gran avance que se ha experimentado en este campo en las últimas décadas se pueden en particular obtener imágenes de cualquier parte del interior cuerpo humano, con métodos que utilizan radiaciones prácticamente inofensivas.

Dentro del amplio campo desarrollado tras la unión de la ingeniería y la medicina, este proyecto se centra en la parte de las imágenes médicas y su tratamiento para poder extraer información útil que facilite los diagnósticos de enfermedades, por lo que un correcto procesamiento de las imágenes será de gran importancia. Este procesamiento de las imágenes se puede realizar con un gran número de aplicaciones de procesamiento, siendo Matlab la seleccionada en el proyecto, ya que facilita la programación de algoritmos desde cero con su *toolbox* de procesamiento de imágenes.

Este documento proporciona una visión general sobre los diferentes métodos de obtención de imágenes médicas que existen en la actualidad y el procesamiento digital de éstas. Además profundiza en el tratamiento digital desarrollando un conjunto de aplicaciones ejemplo en Matlab para ayudar a extraer información que sea de gran utilidad en los diagnósticos.

1.1 Marco tecnológico

El ámbito de la **bioingeniería**, en el que se centra el proyecto, está en constante desarrollo, y muchas de las tecnologías que se desarrollan quedan obsoletas en un corto periodo de tiempo. Cada vez es más necesario en el mundo de la medicina la ayuda de la ingeniería para poder obtener diagnósticos mediante imágenes producidas con diferentes métodos: ultrasonidos, resonancia magnética, rayos X o medicina nuclear. Gracias a la posibilidad de obtener imágenes del interior del cuerpo humano con estas modalidades se ha reducido de forma radical la necesidad de cirugía para realizar exploraciones.

Aunque los fundamentos de los métodos de obtención de imágenes médicas fueron descubiertos hace bastante tiempo (los rayos X se descubrieron en 1895) [1], las tecnologías que se usan actualmente para la obtención de las imágenes son relativamente nuevas. El desarrollo de los métodos de obtención de imágenes, con el paso a obtención de imágenes digitales, ha provocado que los métodos de reconstrucción, procesamiento y análisis de las imágenes también hayan evolucionado. En las últimas décadas se han desarrollado diferentes herramientas de tratamiento digital de las imágenes para obtener información que facilite el diagnóstico a los médicos tras la obtención de las imágenes. Estas herramientas son muy variadas y dependen mucho de la información que se quiera obtener de la imagen.

Entre las herramientas más utilizadas actualmente en el tratamiento de imágenes se pueden destacar: segmentación, realzado, análisis y extracción de características. Además existen numerosos programas que implementan éstas y están diseñados para el procesamiento

de imágenes médicas: Matlab, ImageJ, 3DSlicer, VolView... En este proyecto se ha seleccionado el software Matlab, que en su *toolbox* de imagen tiene herramientas para poder analizar imágenes médicas e implementar algoritmos de procesamiento para cualquier tipo de imagen médica. Se desarrollará con cada una de estas herramientas determinados algoritmos que nos permitan aprender a tratar y obtener información de las imágenes médicas. [2]

1.2 Objetivos del proyecto

El objetivo principal del proyecto es profundizar en lo que son las imágenes médicas, desde cómo se obtienen hasta cómo se procesan digitalmente. Durante la carrera he aprendido conceptos sobre el procesamiento de imágenes en general, por lo que me parecía muy interesante aplicar los conocimientos a las imágenes médicas, ya que la bioingeniería es uno de los ámbitos con mayor proyección de la ingeniería.

Por ello el **primer objetivo** será analizar el estado del arte en el ámbito de la obtención de imágenes médicas. Para ello se buscará tener una visión panorámica de las modalidades disponibles actualmente de imagen médica, las ventajas e inconvenientes de cada una de ellas, las diferentes imágenes anatómicas que se pueden obtener, y las diferencias en la calidad de imagen. Además se detallarán las herramientas, los métodos de procesamiento y los métodos de segmentación de imágenes que son más útiles en el ámbito de las imágenes médicas, proponiendo ejemplos de aplicación de estos métodos.

El **segundo objetivo** será demostrar con ejemplos implementados desde cero, que estas técnicas de procesamiento son útiles para facilitar y agilizar el diagnóstico de enfermedades. No se pretende crear algoritmos cerrados o generales, ya que no se disponía de una base de datos de imágenes lo suficientemente amplia como para poderlos realizar. Se pretende ejemplificar dentro del ámbito de la imagen médica las posibilidades y beneficios del uso de Matlab y sus interfaces gráficas. Se realizarán cuatro algoritmos utilizando en cada uno una modalidad de imagen diferente para mostrar una visión amplia del procesamiento de las imágenes médicas. Para el desarrollo de estos algoritmos se eligió el software Matlab por ser uno de los más potentes y con mayores posibilidades dentro del ámbito de procesamiento de imágenes. Además se investigará cuáles de las funciones de su *toolbox* de imagen son útiles en el procesamiento de imágenes médicas, para poderlas utilizar en la implementación de determinados ejemplos de procesamiento. Seguidamente se investigará cómo se desarrollan interfaces gráficas en este software mediante *GUIDE*, y se incluirán estos algoritmos en un programa con una interfaz gráfica. Por último se comprobará que los algoritmos desarrollados permiten el ahorro de tiempo y el aumento de la eficacia en los diagnósticos.

1.3 Estructura de la memoria

En este apartado se realiza una descripción de los cuatro apartados en los que se divide la memoria del proyecto.

Este primer apartado es la **Introducción**. En éste se enmarca el proyecto dentro de su marco tecnológico, explicando la importancia del ámbito de la bioingeniería.

Posteriormente se explican los objetivos que se quiere conseguir con el desarrollo de éste y las decisiones que se han tomado en su implementación.

El segundo apartado es el de **Conceptos de imagen médica**, donde se han incluido aspectos generales relacionados con la imagen digital, el procesado de imágenes, y la obtención de imágenes. Éste apartado se divide a su vez en cuatro subapartados. En primer lugar se realiza una introducción al procesado de imágenes, describiendo lo que son las imágenes digitales, los formatos existentes en el mundo de la medicina, lo que es el procesado digital y las diferentes calidades de imagen que se pueden obtener con cada uno de los métodos de obtención de imágenes médicas. En segundo lugar se realiza una descripción de las cuatro modalidades principales de imagen médica: rayos X, resonancia magnética, ultrasonidos y medicina nuclear. En tercer lugar, se explican los métodos de procesado y realizado de imágenes más útiles para las imágenes médicas. Por último se explican los métodos de segmentación basados en bordes, píxeles y regiones, que son de utilidad en este ámbito.

El tercer apartado es el de la implementación de **ejemplos de aplicación en Matlab**. En esta parte se aplican los conocimientos teóricos explicados en el apartado anterior a ejemplos prácticos de diferentes ámbitos de la imagen médica. Para ello se han realizado cuatro aplicaciones, y en cada una de ellas se ha incluido un apartado de fundamentos teóricos para poder situar el problema, y otro de implementación práctica para poder explicar la solución propuesta. Las cuatro aplicaciones realizadas han sido: obtención del porcentaje de metástasis en imágenes de histología de pulmón, diagnóstico de las deformidades en la columna vertebral, obtención de la MTF de una cámara de rayos gamma y medida del área de los fibroadenomas de una ecografía de mama.

Por último tenemos el apartado de **conclusiones y trabajos futuros**, en él se detallan los resultados y objetivos conseguidos y se proponen posibles mejoras a los algoritmos que se han implementado.

2. CONCEPTOS DE IMAGEN MÉDICA

En este apartado se va a hacer una introducción a los conceptos básicos relacionados con la imagen médica, para poder tener una base para explicar posteriormente la implementación práctica de los conceptos teóricos. Este apartado se divide en cuatro partes: introducción a la imagen digital médica, descripción de las modalidades de imagen y descripción de métodos de procesado y segmentación de las imágenes obtenidas con cada modalidad.

En primer lugar se realizará una breve introducción al mundo de la imagen y del procesado digital, relacionándolo con el ámbito de la imagen médica. Posteriormente se detallarán las principales modalidades de imagen médica existentes en la actualidad, ya que al entender cómo se han obtenido esas imágenes, se podrá hacer un procesado más efectivo de ellas. Además para cada modalidad se hará un estudio de las diferentes calidades de imagen que se obtiene con cada modalidad. Por último se detallarán las técnicas más destacadas en el ámbito del procesado, realizado y segmentación de imágenes, profundizando en las que han sido utilizadas para el desarrollo del proyecto.

2.1 Introducción al procesado de imagen médica digital

Se define una **imagen** como una función $f(x, y)$ bidimensional generalmente de intensidad de luz donde x e y representan las coordenadas espaciales de un punto, y $f(x, y)$ es la intensidad o nivel de gris de la imagen en ese punto. Cuando las coordenadas espaciales son un número de elementos finito y la amplitud cubre un rango de valores finito, se dice que es una imagen digital. Este será el tipo de imágenes con las que se trabaje en el presente proyecto. Una imagen digital en dos dimensiones es por tanto una matriz de tamaño $m \times n$ con un número finito de elementos llamados píxeles [3].

Los valores de gris de cada píxel tras la **digitalización** de una imagen dependen de la resolución específica con la que se haya tomado la imagen. Por tanto, si los valores de gris son digitalizados con 8 bits (rango en el que se trabajará con Matlab), se podrá llegar a tener 256 niveles diferentes de gris, y si son digitalizados con 12 se podrá llegar a tener 4096 niveles. Si se tiene una imagen digitalizada con 256 niveles en escala de grises, el valor 0 corresponderá con el negro y el valor 255 con el blanco.

Además de obtener imágenes en escala de grises se pueden obtener imágenes en color. Los **modelos de color** como RGB, HSV o $YCbCr$, son usados para facilitar la especificación de los colores de una forma determinada. El modelo más usado de color en la imagen médica es el modelo RGB, en el cual cada valor de un color es la suma de sus tres componentes espectrales: rojo, verde y azul. Cada una de estas componentes está cuantificada también normalmente con valores de 0 a 255 por lo que como hay tres componentes, cada imagen en color tendrá el triple de información que una imagen en blanco y negro, suponiendo que ambas están cuantificadas con 8 bits [4].

Tras la digitalización de los valores de una imagen, ésta deberá ser guardada en un formato específico. Hay varios **formatos** de almacenado y compresión de las imágenes digitales como JPEG, GIF, o TIFF, pero se destacará en este proyecto el formato DICOM, específico para el uso de imágenes médicas. Matlab además dispone de librerías específicas para la lectura de imágenes en cualquier formato, incluyendo el DICOM

El estándar **DICOM** se desarrolló en 1992 para poder intercambiar imágenes médicas en formato digital [5]. Además es un protocolo que permite la comunicación entre las entidades que generan las imágenes médicas y las entidades que las procesan. Los rasgos principales que caracterizan a este estándar son una cabecera en la que se incluyen datos relacionados con el paciente y otra parte con información de las imágenes que se han tomado del paciente. Actualmente este estándar tiene 18 partes que permiten el correcto intercambio de información de imágenes médicas. Entre estas 18 partes se pueden destacar los perfiles de seguridad de los datos, formato de los ficheros y almacenamiento de los ficheros, pero se añaden nuevas secciones cada pocos años, por lo que está en constante desarrollo.

La vista de los humanos es uno de los sentidos más desarrollados, por lo que las imágenes son muy importantes a lo largo de nuestras vidas. Sin embargo como se muestra en el **espectro electromagnético** de la **Tabla 1**, el rango de visión humano está limitado a las frecuencias en torno al rango de los 10^{15} Hz y las técnicas de imagen médica cubren la totalidad del espectro electromagnético, desde las ondas de radio hasta los rayos gamma. Por esto se puede decir que las imágenes médicas se diferencian de las obtenidas con el ojo humano, en que las médicas se obtienen con fuentes que los humanos no asocian normalmente a la obtención de imágenes.

Se puede observar que los rayos X y los rayos gamma son los que tienen la mayor frecuencia, y por tanto la mayor energía en eV. Estas radiaciones de alta frecuencia están comprendidas entre 10^{18} y 10^{21} Hz. Esto provocará que estas radiaciones sean ionizantes, al contrario de la resonancia magnética, que en el espectro está en el rango de 10^7 a 10^8 Hz, y no genera radiaciones ionizantes. Un caso especial de obtención de imágenes no asociadas al espectro electromagnético son las imágenes acústicas, es decir, los ultrasonidos. Como se trata de ondas de presión sonora éstas no entran dentro del espectro electromagnético. Su rango de frecuencias varía desde 3 a 10 MHz dependiendo de la aplicación específica y no son perjudiciales para el cuerpo humano. Por todo esto con la aparición de la imagen médica el campo de procesado digital de imágenes se amplió de forma significativa, ya que no estaba limitado solamente al rango de frecuencias de la luz visible [2].

Tabla 1. Relación del espectro electromagnético con las modalidades de imagen médica
Fuente: elaboración propia basada en [2].

Ondas radio	Ondas de TV	Ondas radar	Micro-ondas	Rayos Infrarrojos	Luz visible	Rayos ultravioleta	Rayos X	Rayos gamma
	MRI						Imagen Rayos X	Medicina nuclear
10^5 10^7	10^8	10^9 10^{10}	10^{11}	10^{12} 10^{13} 10^{14}	10^{15}	10^{16} 10^{17}	10^{18} 10^{19}	10^{20} 10^{21}
Frecuencia en Hz								

El campo del **procesado de la imagen digital** se refiere al procesado de imágenes con el uso de un ordenador. Este campo ha sufrido una gran evolución debido a la unión de las matemáticas, física, química, ingeniería y la medicina para desarrollar nuevas modalidades de imagen, como se puede observar en **Figura 1**. Para poder obtener imágenes en primer lugar hay que estudiar las propiedades fisiológicas de los objetos que quieren ser mostrados. Con esta información se podrán diseñar las técnicas de procesado y de análisis de imagen para interpretar correctamente estas informaciones. Posteriormente habrá que considerar cuál será el método de obtención de imágenes más adecuado para la observación de cada patología en concreto, es decir, se elegirá rayos X, ultrasonidos, resonancia magnética u otra modalidad en función de lo que se quiera examinar. Además habrá que tener en cuenta que habrá que usar una instrumentación que nos de una calidad de imagen suficientemente alta como para poder realizar diagnósticos y obtener información de las imágenes que nos sea de utilidad. En un paso posterior se adquieren los datos necesarios para poderlos reconstruir en forma de imagen con la instrumentación elegida. Finalmente se realiza un procesado y análisis de las imágenes obtenidas para facilitar la elaboración de diagnósticos, tratamientos e intervenciones [2]. Este último aspecto de la imagen médica (resaltado en azul en la **Figura 1**) es en el que se centra el presente proyecto.

Con todo esto se puede concluir que como se puede observar en la **Figura 1** la correcta integración de todos los elementos, en este campo de la bioingeniería, es de especial importancia.

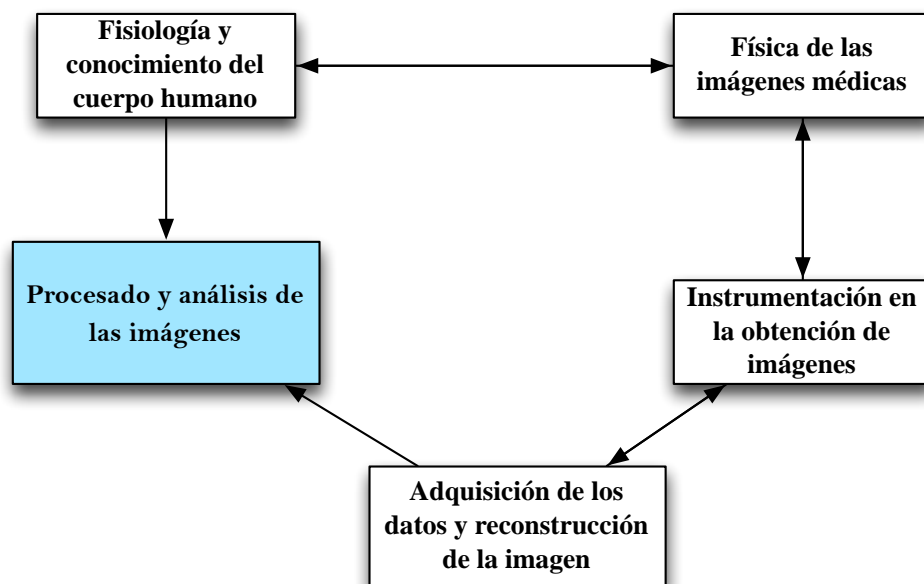


Figura 1. Explicación de la imagen médica multidisciplinaria

El aspecto más importante de las imágenes médicas en la actualidad es que además de poder obtener imágenes que no sean planas, con los programas de procesado de imagen que disponemos actualmente se pueden interpretar la información obtenida de forma automática o semiautomática para ayudar en el diagnóstico y en la extracción de información a partir de las imágenes. Este procesado implica la implementación de soluciones en forma de algoritmos. Estos algoritmos como la ecualización del histograma o las operaciones morfológicas, desarrollados para la realización del proyecto, son explicados con mayor profundidad los apartados 2.3 y 2.4. Por tanto, con el gran avance que ha habido

en las imágenes médicas, el procesamiento inteligente de estas imágenes ha tenido una repercusión crucial.

A la hora de obtener imágenes médicas digitales para procesarlas es muy importante la **calidad** de éstas. Esta calidad varía según la modalidad de imagen médica que se esté utilizando pero siempre se pueden obtener medidas comunes para poder comparar las diferentes modalidades. Se detallan a continuación medidas específicas que se pueden realizar para determinar la calidad de las imágenes, estas medidas serán desarrolladas en profundidad para cada una de las diferentes modalidades en el apartado 2.2.

- **Resolución espacial:** es la propiedad que describe la capacidad de un sistema de adquisición de imágenes de detectar objetos pequeños en las dos dimensiones del plano. Es decir, la resolución espacial está directamente relacionada con el número de píxeles en horizontal y vertical de la imagen. Se puede observar en la **Tabla 2** que la modalidad con la que se puede conseguir una mejor resolución espacial es la de resonancia magnética, mientras que las modalidades que tienen menor resolución espacial son las de la medicina nuclear, SPECT y PET. En general las imágenes que tienen mayor resolución espacial requieren tener más píxeles por imagen. Además el formato de la imagen debe ser seleccionado de tal forma que el tamaño del píxel sea aproximadamente equivalente al tamaño del objeto más pequeño que se quiera ser capaz de detectar, por lo que la resolución espacial también dependerá del campo de visión en el que estemos obteniendo la imagen [6].

Tabla 2. Resoluciones típicas de las imágenes médicas. Fuente: elaboración propia basado en [6]

Modalidad	Tamaño de la imagen	Bits por píxel
SPECT	64x64 o 128x128	8 o 16
PET	128x128	16
Tomografía computarizada con rayos-X	512x512	12
MRI	Desde 64x64 hasta 1024x1024	12
Ultrasonidos	512x512	8

La medida de la resolución espacial en los diferentes equipos de imagen médica es de gran utilidad para saber la calidad de la imagen que se va a obtener. El procedimiento de medida de la resolución espacial mediante la obtención de la PSF (*Point Spread Function*) y de la MTF (*Modulation Transfer Function*) se detallará en profundidad en el apartado 3.3.

- **Contraste:** se define contraste como la diferencia en los diferentes niveles de gris entre dos regiones contiguas de la imagen. La cantidad de resolución en contraste que se quiere obtener determina el número de bits necesarios para representar cada píxel. Por tanto las modalidades de imagen en las que es necesario mayor resolución en contraste deberán tener mayor número de bits por píxel. Por ejemplo, modalidades con resolución en contraste baja como los ultrasonidos requieren solo de 8 bits para representar los niveles de gris posibles que se pueden obtener, mientras que modalidades como la tomografía computarizada con rayos X que tienen gran

resolución en contraste requieren de 12 bits para poder representar adecuadamente el rango de niveles detectados.

- **Ruido:** es un valor aleatorio que se suma o se resta al valor original de los píxeles de la imagen, y provocará que los valores medidos difieran de los reales en una determinada proporción. El ruido provoca degradaciones en las imágenes y será necesario desarrollar determinadas técnicas de restauración para poder eliminar o reducir su efecto. Dependiendo del método de captación y de las magnitudes que se midan se tendrán unos niveles de ruido diferentes para cada modalidad de imagen.

2.2 Modalidades de imagen médica

En las últimas décadas se ha experimentado un gran avance de la imagen médica. Este avance ha permitido que actualmente se puedan obtener imágenes en dos, tres o más dimensiones y que la importancia de las imágenes médicas en el diagnóstico sea cada vez más significativa. En el siglo pasado los rayos X eran el único método con el que se podían obtener imágenes médicas, sin embargo, esto ahora ha dado un cambio radical. Actualmente tenemos muchas más modalidades que nos permiten obtener informaciones anatómicas, fisiológicas, metabólicas y funcionales del cuerpo humano. [6]

Las principales **modalidades** de imagen médica, en las que se profundizará posteriormente son: radiografías planas obtenidas con rayos X, tomografía computarizada de rayos X (TC), resonancia magnética (MRI), tomografía por emisión de positrones (PET), tomografía computarizada por emisión de fotón único (SPECT) y ultrasonidos. El desarrollo de estas nuevas modalidades de imagen médica ha sido posible gracias al gran desarrollo de la electrónica y de la gran mejora en velocidad de los procesadores y ordenadores para la obtención, reconstrucción, análisis y visualización de las imágenes. Además debido al desarrollo de la obtención de imágenes que no sean planas, es decir que muestren láminas del interior del cuerpo, se pueden visualizar aspectos que antes era imposible ver con los métodos de imágenes planas con rayos X usados antiguamente.

El **objetivo** general de la imagen médica es obtener información que sea de utilidad sobre los procesos fisiológicos o la anatomía del cuerpo humano usando fuentes externas o internas de energía [2]. Cada modalidad disponible para la obtención de imágenes médicas se basa, por tanto, en una combinación externa o interna de las fuentes de energía.

Las diferentes modalidades de imagen médica pueden ser clasificadas en dos clases: anatómicas o estructurales y funcionales o metabólicas. Esta distinción está realizada en función de las partes del cuerpo humano que cada modalidad es capaz de diferenciar, como agua, huesos, o flujo de la sangre.

- **Imágenes anatómicas:** serán las imágenes obtenidas para observar aspectos de la estructura y órganos del cuerpo humano. Las modalidades con las que se obtienen este tipo de imágenes son: rayos X (radiografías, mamografías, tomografía computarizada), ultrasonidos y resonancia magnética.
- **Imágenes funcionales:** serán las imágenes obtenidas para poder obtener características relacionadas con la fisiología, es decir, con las funciones de cada parte del cuerpo [7]. Las modalidades con las que se obtienen este tipo de imágenes son: resonancia magnética funcional (fMRI), tomografía computarizada por emisión de fotón único (SPECT) y tomografía por emisión de positrones (PET).

2.2.1 Obtención de imágenes mediante rayos X

La obtención de imágenes mediante rayos X es un tipo de modalidad de imagen médica **anatómica**. Las imágenes se obtienen captando con un detector la atenuación de los rayos X emitidos. Se obtendrá una imagen de tipo negativo en la que las partes densas de la anatomía humana, como los huesos, aparecerán de color blanco porque bloquean una gran parte de las partículas de rayos X. Sin embargo, las partes de la anatomía que tienen aire se visualizarán negras y las partes de músculos, grasa y líquidos en gris. [8]

Respecto a **cómo se producen** los rayos X se puede decir que se forman cuando electrones de gran energía interaccionan con la materia y convierten su energía cinética en radiación electromagnética [6] .

Entrado un poco más en detalle, se explica con un poco más de profundidad la definición dada anteriormente. Un átomo está compuesto por el núcleo y electrones situados en diferentes orbitales. Cada orbital del electrón tiene un nivel de energía característico. Un electrón puede ser expulsado o transferido a otra órbita, dependiendo del cambio de energía que se origine al tener el átomo una interacción con un electrón incidente acelerado. Como la energía total se tiene que mantener, la diferencia entre los niveles energéticos de dos órbitas tras haber incidido el electrón, causa la liberación de un fotón de rayos X. Cada elemento tiene su propio nivel de energía en los orbitales, por lo que dependiendo del elemento con el que se esté trabajando, se liberará un fotón de rayos X con más o menos energía. Uno de los elementos más usados es el tungsteno, como se puede ver en la **Figura 2**, ya que libera fotones con el nivel de energía adecuado (59.3 keV) para obtener imágenes [2].

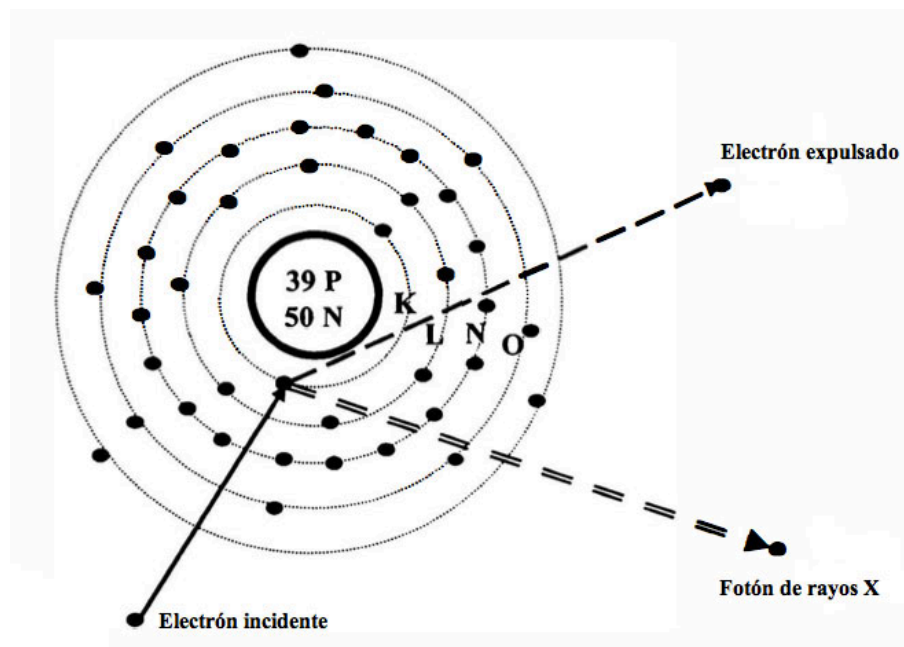


Figura 2. Estructura del átomo de tungsteno con la que se producen rayos X.

Fuente: [2]

La obtención de imágenes mediante la **proyección de los rayos X**, fue la primera forma de obtención de radiografías desarrollada. Esta técnica, como cualquier otra, ha sufrido una gran evolución a lo largo de los años con el paso del mundo de la radiografía analógica a las radiografías digitales. El conjunto de aparatos que se usan para producir los rayos X no ha variado de forma significativa a lo largo del tiempo, sin embargo, lo que sí que han variado han sido las formas de recepción y detección de los rayos X, para poder producir la imagen posteriormente [9].

El concepto de obtención de imágenes mediante proyecciones, se refiere a la adquisición de imágenes en dos dimensiones, de la anatomía tridimensional del paciente. Esto provoca que mucha información de la anatomía aparezca comprimida. Además es un tipo de imagen **producida por transmisión**, no por emisión (medicina nuclear), ni reflexión (ultrasonidos). Esto significa que la señal obtenida en cada punto del detector depende de la atenuación de los rayos X en las diferentes partes de la anatomía del paciente como se muestra en la **Figura 3**. Después de que la distribución homogénea de rayos X interaccione con la anatomía a lo largo de una línea recta desde la fuente de rayos X al detector, éste guarda la distribución de rayos X atenuados [2]. Los rayos X que no provengan de la línea recta que une el emisor con el detector, no son deseados, y serán atenuados mediante la colocación de una rejilla auto difusora entre el paciente y el detector de rayos X. Los fotones que han viajado en línea recta desde la fuente de rayos X hasta la rejilla pasarán entre los espacios de la rejilla. Sin embargo, los que no viajen en línea recta, chocarán con la rejilla y serán atenuados.

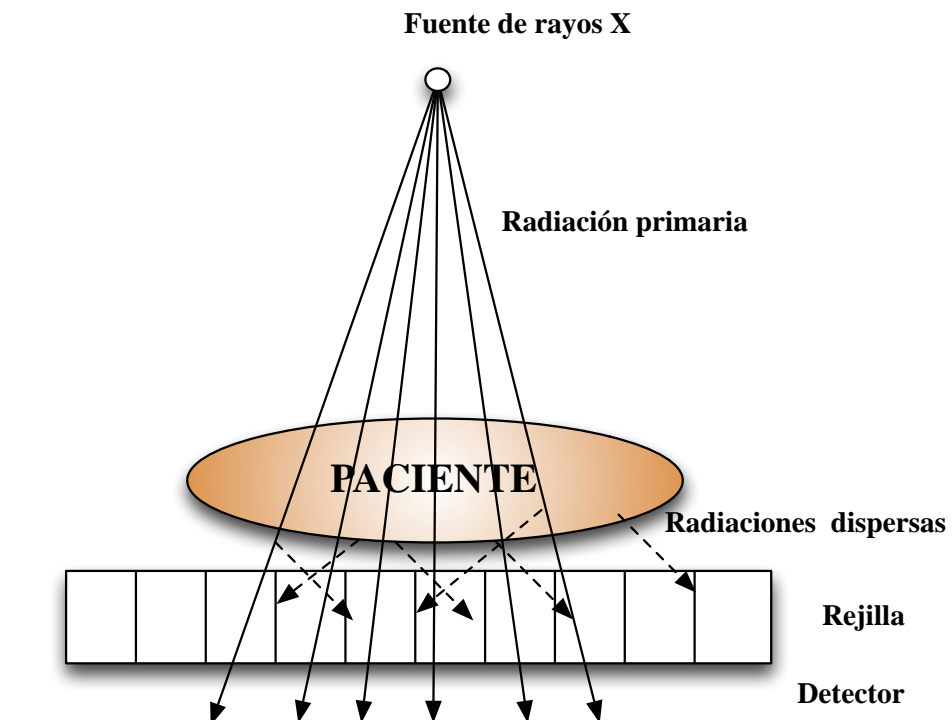


Figura 3. Obtención de imágenes mediante rayos X
Fuente: elaboración propia basada en [2].

Calidad de la imagen en las radiografías de rayos X

Se resumen a continuación los aspectos más importantes relativos a la calidad de las imágenes obtenidas en la en las radiografías planas.

- **Relación entre el contraste de la imagen y la dosis proporcionada de radiación:**
Hay que destacar que el contraste obtenido en las imágenes por los detectores se ajusta dependiendo de los requerimientos del estudio. Los aspectos del estudio que afectan de forma más determinante en el contraste son: tiempo total de exposición a la radiación, dosis de radiación y tamaño del paciente.

El radiólogo ajusta el contraste en cada una de las diferentes situaciones cambiando el número de kilovoltios de pico (kVp). Para valores bajos de kVp se obtiene mayor contraste del sujeto, especialmente cuando estamos obteniendo imágenes de huesos. El número adecuado de kVp para cada prueba se elige con los valores de una tabla estandarizada y se varía de forma ligera en función del tamaño del paciente. Los métodos utilizados de ajuste del kVp han sufrido grandes variaciones con la aparición de la radiografía digital y actualmente se usa un control automático de la exposición [4].

- **Dispersión de la radiación:**
Las energías usadas para los rayos X están en el rango desde 15 a 120 keV. Para valores a partir de 26 keV, la dispersión por el efecto *compton* empieza a ser dominante. Por tanto, para todas las modalidades de radiografía, excepto la mamografía que usa radiaciones menores de 26 keV, la interacción de los fotones con los tejidos produce dispersión de los fotones de rayos X. El efecto *compton* se produce al incidir un fotón con un electrón que está en reposo (en un tejido, por ejemplo). Al producirse este choque se producen fotones de rayos X con una longitud de onda superior a aquella con la que han incidido en el tejido [6].

Estos fotones salientes que se dispersan en direcciones diferentes a las que ha incidido tienen menor energía que los incidentes [10]. Además estos fotones se detectan en puntos del detector que no corresponden con la trayectoria normal de un fotón de una línea recta y producen un oscurecimiento de la imagen, pero no añaden ninguna información adicional. Estos fotones serán eliminados en gran parte con la rejilla auto difusora explicada anteriormente. Es importante destacar que cuanto más reduce el campo de visión, más disminuye la dispersión de los fotones. Por tanto, si limitamos la radiación de rayos X a un área que contenga solamente al objeto de interés que queramos analizar, se reduce en un 75% el número de fotones dispersos detectados.

Mamografías con rayos X

Las mamografías son una prueba radiológica especialmente diseñada para detectar patologías de las glándulas mamarias. Los avances tecnológicos a lo largo de los últimas décadas han mejorado la sensibilidad de las mamografías. Con las mamografías se pueden detectar cánceres de mama mucho antes de que puedan ser detectados por el paciente o el médico. La característica principal de las mamografías es que detecta los tejidos irregulares, distorsionados o micro calcificaciones de las glándulas mamarias. La diferencia de atenuación en los rayos X entre tejidos normales o tejidos cancerosos hace que esta prueba sea muy útil para la detección de cánceres precoces.

Para ayudar y mejorar el diagnóstico de las mamografías también se usan las técnicas de medicina nuclear, ultrasonidos y resonancia magnética. Es destacable que los ultrasonidos son de gran utilidad para diferenciar quistes y fibroadenomas (normalmente benignos), de bultos sólidos (normalmente tumores cancerígenos), ya que con las mamografías estos dos tipos de patologías tienen apariencias similares. El uso de los ultrasonidos para la detección de fibroadenomas de mama será detallado en profundidad en el desarrollo de la aplicación de tratamiento de imágenes médicas en el apartado 3. [2]

Tomografía computarizada con rayos X

La tomografía computarizada (TC) empezó a desarrollarse en 1970 gracias a la aparición de los ordenadores. Fue la primera modalidad de imagen médica que permitió obtener imágenes de láminas del interior del cuerpo, como se puede observar en la **Figura 4**.



Figura 4. Ejemplo de imagen obtenida con la tomografía computarizada
Fuente: [2]

Esta modalidad se basa en que una imagen de un objeto desconocido se puede obtener si tenemos un número infinito de proyecciones alrededor del objeto. Las imágenes se obtienen haciendo pasar rayos-x por el cuerpo en un gran número de ángulos, rotando el tubo de rayos x alrededor del cuerpo (Figura 5). Posteriormente con un conjunto de *arrays* lineales de detectores, que están situados en dirección opuesta al tubo de rayos X, se recogen los datos de cada proyección. Los valores recogidos por los detectores dependen de la atenuación de los rayos X a lo largo de la línea recta entre el emisor de rayos X y el detector. Todos los puntos recogidos con este método se procesan mediante un ordenador para poder obtener una imagen formada por las diferentes proyecciones que se han obtenido. La gran ventaja de este método cuando apareció era que permitía mostrar la anatomía de una lámina de tejido interno sin estructuras por encima o por debajo como pasaba con los rayos-x, es decir, gracias a esa modalidad se pudo observar la anatomía tridimensional del paciente en una imagen producida con las proyecciones en 2D mediante la Transformada inversa de Radon [6].

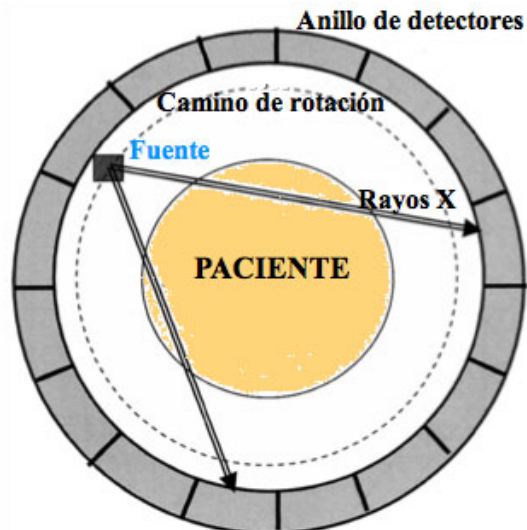


Figura 5. Esquema de la tomografía computarizada
Fuente: elaboración propia basada en [2]

El método usado en la tomografía computarizada para reconstruir la imagen a través de las proyecciones obtenidas es el de retroproyección filtrada, es decir, filtrando cada una de las proyecciones obtenidas (FBP). El filtro con el que se obtiene una reconstrucción óptima se denomina filtro Sharp o de hueso. Además se utilizan filtros para poder reducir el nivel de ruido de las imágenes reconstruidas, aunque producen una pérdida de respuesta en altas frecuencias [11].

Se puede concluir que gracias a la invención de esta nueva tecnología se redujo de forma radical la necesidad de cirugía para hacer exploraciones. Los escáneres actuales permiten obtener imágenes de 5mm de grosor a lo largo de 30 cm del paciente en menos de 10 s. Con esto se puede obtener diagnósticos de cáncer, hematomas, aneurismas y muchas más patologías sin necesidad de realizar cirugía.



Figura 6. Ejemplo de imagen obtenida con rayos X
Fuente: [2]

Calidad de la imagen en la TC

Se resumen a continuación los aspectos más importantes relativos a la calidad de las imágenes obtenidas en la tomografía computarizada.

- **Tamaño de la imagen:**

Las imágenes obtenidas con tomografía computarizada son normalmente de 512x512 *pixels*, siendo cada uno de 12 bits. Cada pixel en la imagen TC corresponde a un número igual de *voxels* (elementos de pixel de volumen) en el paciente. Estos *voxels* tienen las mismas dimensiones en el plano que los *pixels*, pero también incluyen la anchura de la lámina que se está siendo procesada.

- **Resolución de contraste:**

La TC destaca en la gran resolución de contraste que tiene, pues esta modalidad tiene la mejor resolución en contraste de cualquier modalidad de rayos X. La resolución en contraste se refiere a la habilidad de distinguir dos sujetos con ligeras diferencias en el contraste. Un aspecto para el que la tomografía computarizada es muy útil es para la distinción de tumores en tejidos blandos, porque la diferencia de contraste entre el tumor y el resto de los tejidos que le rodean suele ser muy pequeña. Como la tomografía computarizada tiene menor ruido en la obtención de imágenes el tumor será visible.

Respecto a los factores que afectan en la resolución en contraste se pueden destacar: la dosis de radiación, el tamaño de los *pixels*, el grosor de la lámina que se está examinando, el filtro usado en la reconstrucción y el tamaño del paciente [2].

- **Resolución espacial de la imagen:**

De entre los factores que afectan en la resolución espacial de la imagen se destacan los siguientes: el número de rayos usados para producir una imagen, número de proyecciones realizadas, grosor de la lámina que se está examinando, matriz de píxeles que se usa para reconstruir la imagen, movimiento del paciente y el campo de visión.

- **Comparación de calidad las radiografías con la TC:**

Comparado la tomografía computarizada con las radiografías planas de rayos X se puede decir que en general la TC tiene menor resolución espacial y mejor resolución en contraste. La MTF, *modulation transfer function* (que será explicada en profundidad en el apartado 3) es la medida fundamental de resolución espacial. Mientras que la frecuencia espacial aproximada máxima de resolución en la radiografía digital es de 5 pares de líneas/mm, en la tomografía computarizada es bastante peor, de 1 par de líneas/mm [6]. Esta medida del MTF se comprobará posteriormente con una aplicación desarrollada en el proyecto en el entorno Matlab.

2.2.2 Resonancia magnética

La obtención de imágenes por resonancia magnética nuclear (cuya abreviatura es MRI para el campo de aplicación clínica) consiste en utilizar la radiación electromagnética para obtener propiedades de los tejidos y órganos del cuerpo humano, es decir, medir las señales que provienen de los núcleos de los átomos en presencia de campos magnéticos. Es un tipo de modalidad de **imagen anatómica**, aunque también puede ser **funcional** con las aplicaciones específicas del fMRI (resonancia magnética funcional) [6].

El tipo de radiación usado en esta técnica es la parte de radio frecuencia del espectro electromagnético (como se puede ver en la **Tabla 1** mostrada anteriormente). Esta modalidad de imagen médica surgió en el 1970, y tuvo gran aceptación debido a las ventajas de ser capaz de poder penetrar en el cuerpo con una radiación no ionizante que es mínimamente invasiva, a diferencia de la tomografía computarizada, que usa radiación ionizante que puede ser perjudicial para el cuerpo humano. En un principio solo se usaba esta modalidad para examinar el cerebro y la médula espinal, pero el rápido desarrollo de esta técnica de imagen ha extendido sus campos de aplicación a la totalidad del cuerpo humano. Además gracias a esta técnica se pueden obtener imágenes de cualquier plano del cuerpo humano con un gran contraste en los tejidos [9].

Como se ha indicado anteriormente, las imágenes obtenidas dependen de la interacción que haya tenido la señal de radiofrecuencia con los tejidos del cuerpo humano. Para poder entender esto con mayor detalle se resumirán a continuación los fundamentos de la resonancia magnética nuclear. Los protones de los elementos que componen el cuerpo humano están girando sobre sí mismos continuamente y esto provocará que se genere un campo magnético en cada protón con un determinado momento magnético. El átomo de hidrógeno, que solo contiene un protón, es de especial importancia a la hora de obtener imágenes de resonancia magnética del cuerpo humano, ya que es de gran abundancia en nuestros tejidos. Además es el átomo más sensible (con el que se obtiene mayor señal) en la resonancia magnética. Actualmente todas las imágenes clínicas se obtienen con la señal del protón del hidrógeno, ya que nuestro cuerpo está formado por agua en un 80% [6]. En función de la cantidad de agua que contengan cada uno de los tejidos del cuerpo humano se obtendrá una señal diferente que permitirá diferenciar las diferentes partes del cuerpo para su posterior examen y diagnóstico. En la **Tabla 3** a continuación se muestra el porcentaje de agua de algunos de los tejidos humanos.

Tabla 3. Porcentajes de agua en los tejidos humanos

Fuente: [9]

Tejido	Porcentaje de agua (%)
Materia blanca del cerebro	84
Riñón	81
Hígado	71
Nervios	56
Dientes	10

El modo de **funcionamiento** de la resonancia magnética es el siguiente. Se aplica un campo magnético estático principal (B_0) que sirve para alinear los momentos magnéticos de los núcleos de los átomos que componen el cuerpo humano en dos orientaciones opuestas,

con una energía directamente proporcional al campo magnético aplicado. Los momentos magnéticos se pueden alinear en dos estados energéticos diferentes: en el estado de baja energía, en el mismo sentido que campo magnético aplicado o en el estado de alta energía en sentido contrario al campo magnético aplicado. Así se conseguirá que los átomos giren alrededor del campo magnético aplicado. Con esto se ha conseguido polarizar los elementos deseados y girarán hasta estar alineados con una frecuencia de resonancia proporcional al campo magnético aplicado llamada frecuencia de *Larmor*. Posteriormente se aplica otro campo electromagnético (B_1) a la frecuencia de resonancia en pulsos de radiofrecuencia, perpendicular al anterior. Este campo excitará a los núcleos y provocará que se alineen en función de este nuevo campo introducido, es decir, que cambie su orientación y su momento magnético. Posteriormente, cuando finalice el pulso del segundo campo electromagnético (B_1) los núcleos se situarán en su estado inicial de nuevo oscilando a la frecuencia de resonancia y liberando una determinada energía durante un tiempo de relajación que es diferente para cada tejido. Emitirán una señal de radiofrecuencia que podrá ser detectada con una bobina sintonizada a esa frecuencia, un amplificador y un sintetizador de radiofrecuencia. Esta señal emitida por los átomos se mide en tiempo T_1 y T_2 , que miden la velocidad con la cual los átomos que han sido excitados vuelven a su posición original [6].

- **Tiempo T_1 , tiempo de relajación longitudinal:** tiempo necesario para que los átomos que han sido excitados con un pulso perpendicular a la excitación inicial, vuelvan a su posición de equilibrio paralela al campo magnético inicial aplicado. Este tiempo depende de la interacción de los spines de los átomos con la estructura molecular, es decir del tejido donde se encuentren estos átomos. Si las imágenes se obtienen en función de este tiempo se muestra muy bien la anatomía.
- **Tiempo T_2 , tiempo de relajación transversal:** tiempo necesario para que tras la excitación que produce que los protones estén en fase, los protones se relajen de la dirección transversal, como se puede observar en la **Figura 7**. Se produce una pérdida de fase de los *spins*, debido a las diferentes propiedades magnéticas de la muestra de tejido. Si las imágenes se obtienen en función de este tiempo se muestra muy bien los cambios patológicos como tumores (aumenta la cantidad de agua en los tejidos cancerígenos) [4].

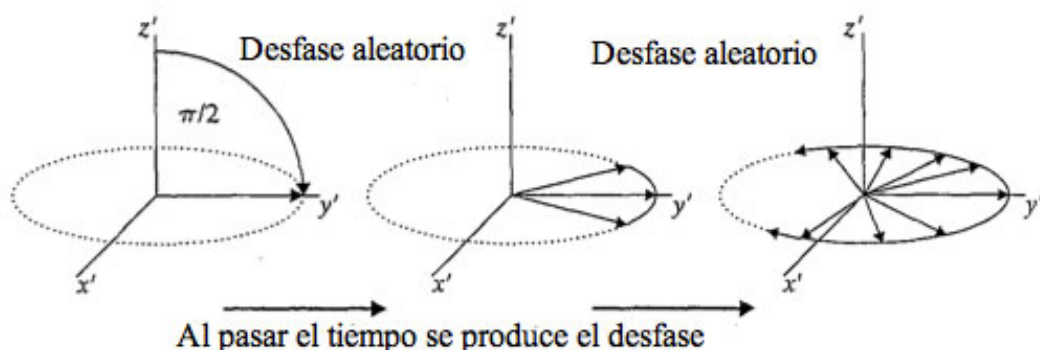


Figura 7. Desfase provocado por el tiempo de relajación transversal
Fuente: [12]

Como el campo magnético principal es constante y la frecuencia de resonancia es constante para todos los elementos que tengan el mismo momento magnético, es decir, todos los núcleos de hidrógeno tendrán siempre la misma frecuencia de resonancia. Esto provocará que no podamos detectar en que parte del cuerpo se encuentra cada átomo de hidrógeno, ya que todos resuenan a la misma frecuencia. Para poder tener resolución espacial y detectar las diferentes posiciones espaciales de procedencia de los átomos necesitamos usar un **gradiente**, como se muestra en la **Figura 8**. Este gradiente se implementa generando otro campo magnético que altera el campo magnético ya presente, es decir, la frecuencia de resonancia y la fase de los núcleos, de forma diferente para cada posición espacial. Utilizando gradientes ortogonales se puede determinar finalmente la región del cuerpo correspondiente de la que proviene cada señal. Para poder interpretar todas las señales obtenidas es necesario que con el sistema de adquisición de las imágenes se convierta la media de la señal recibida en el tiempo en una señal en el dominio de la frecuencia con la Transformada de Fourier y se reconstruya la imagen posteriormente haciendo la Transformada Inversa de Fourier. [9]

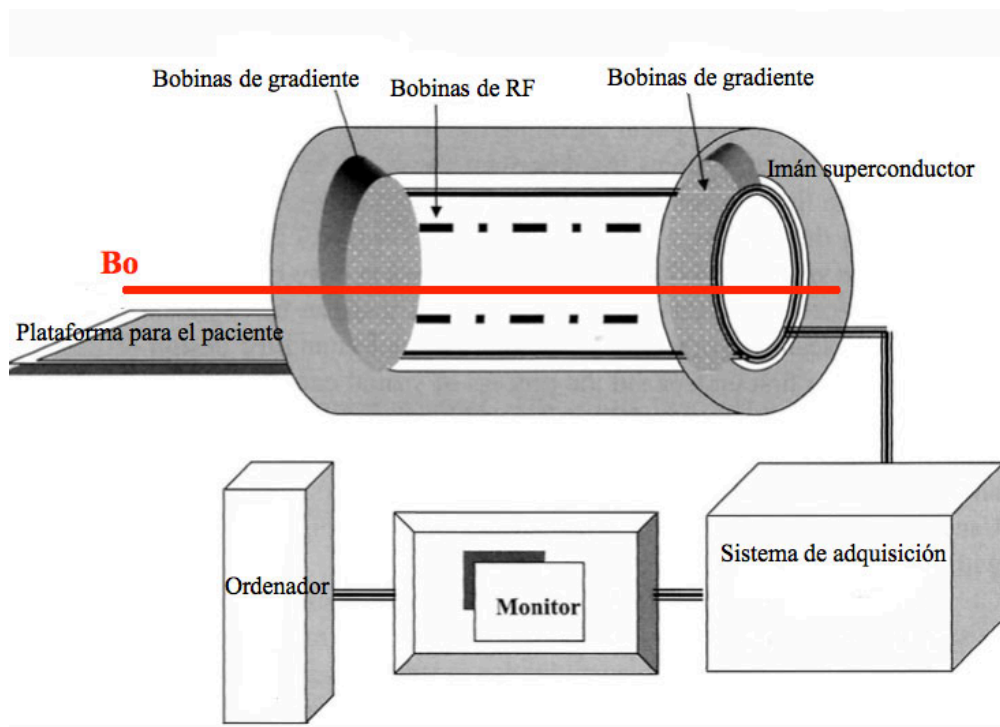


Figura 8. Esquema general de un sistema de resonancia magnética

Fuente: [2]

El gran problema de esta tecnología es su elevado coste. Se utilizan imanes permanentes que proporcionan campos magnéticos de 1.5 T, 3 T o 7 T, siendo el campo magnético de la tierra de 0.0005 T. Para la detección de las pequeñas señales de los diferentes átomos de agua del cuerpo humano son necesarios imanes superconductores (como se puede observar en la **Figura 8**), es decir, que tengan una resistencia eléctrica que sea prácticamente cero. Ésta propiedad de la superconductividad la tienen determinados metales cuando se enfrían al introducirlos en helio líquido.

Gracias a la obtención de imágenes por resonancia magnética se pudo obtener imágenes de muchas patologías y aspectos internos del cuerpo humano con radiación no

ionizante, es decir, no perjudicial para el cuerpo humano. Es además una técnica multiplanar que permite obtener planos de cualquier dirección del espacio. Algunas de las principales aplicaciones de esta modalidad de imagen médica son para detectar y visualizar: tumores y aneurismas en la cabeza, el corazón, las válvulas, cáncer de pulmón o de pecho, las venas, el abdomen, la médula espinal, la pelvis, los huesos y los músculos. Se puede observar una imagen obtenida con resonancia magnética de una lámina correspondiente al interior de la cabeza en la **Figura 9**. En conclusión, es una técnica que puede ser utilizada para obtener cualquier información relativa al cuerpo humano y cuyo principal problema es el elevado coste de procesado y obtención de los datos. [13]



Figura 9. Ejemplo de imagen producida con la técnica de resonancia magnética. Fuente: [2]

Calidad de las imágenes de resonancia magnética

Se resumen a continuación los aspectos más importantes relativos a la calidad de las imágenes obtenidas en las resonancias magnéticas.

- **Resolución espacial:**

Se puede decir que está determinada por el número de gradientes que se aplican en cada proceso de obtención de la imagen y la fuerza de éstos. Así, esta matriz de gradientes, y por consiguiente la imagen final, puede tener las siguientes dimensiones 64x64, 128x128 y 256x256, en función del número de gradientes aplicados. La resolución espacial también depende del tamaño del *voxel* elegido, es decir, de la profundidad que se da a cada pixel, que depende del grosor de la lámina seleccionada. Además por aspectos como el movimiento del paciente o mala aplicación del gradiente se pueden conseguir pérdidas en la resolución. Por último queda resaltar que los protones de agua y de materia grasa que están presentes en el cuerpo humano resuenan a frecuencias parecidas, por lo que se puede producir dispersión de las intensidades de señal a otras localizaciones espaciales donde esa señal no se ha originado. [6]

- **Contraste:**

Se puede determinar que esta técnica es destacable por el gran contraste que se obtiene entre tejidos blandos y el flujo sanguíneo. Como es normal, los parámetros de los tejidos que determinan la intensidad de la señal son la densidad de protones de cada tejido y los tiempos de relajación (T_1 y T_2) de los protones a su estado inicial tras la excitación del pulso de radiofrecuencia. En función de las diferencias entre éstos valores se obtendrán diferentes imágenes. Por tanto se puede decir que el contraste dependerá de la diferencia de señal que se tenga entre tejidos contiguos.

Hay que destacar que es el método actual de imagen médica que produce la mayor resolución en contraste.

2.2.3 Ultrasonidos

La técnica de producir imágenes médicas con ultrasonidos es una modalidad que se basa en usar las ondas de los ultrasonidos y las propiedades acústicas del cuerpo para obtener imágenes estáticas o en movimiento del cuerpo humano. Las imágenes que se obtienen con los ultrasonidos son llamadas **ecografías**. La imagen producida generalmente es de tipo **anatómica**, aunque con las ecografías *Doppler* se pueden obtener además imágenes de tipo funcional. Los ultrasonidos son ondas sonoras con frecuencias superiores al rango de audición humano (superiores a 20 kHz) que van a ser transmitidas de forma longitudinal a través del cuerpo humano. Esta técnica empezó a ser desarrollada tras acabar la Segunda Guerra Mundial, con la investigación y los avances que se consiguieron en el desarrollo del sonar subacuático [6].

La técnica por la cual se obtienen las imágenes se llama **eco localización**. Esta técnica consiste en enviar pequeños pulsos de ondas sonoras a alta frecuencia para obtener imágenes en escala de grises basándonos en el tiempo que ha tardado el eco en volver, y así poder estimar la distancia al objetivo, como se puede observar en la **Figura 10**. Es importante destacar que con esta técnica además de obtener imágenes anatómicas en dos dimensiones se pueden medir distancias anatómicas, hacer estudios de movimiento (ya que se obtienen imágenes en tiempo real), hacer medidas de la velocidad de la sangre en determinadas partes del cuerpo humano e imágenes en tres dimensiones [6].

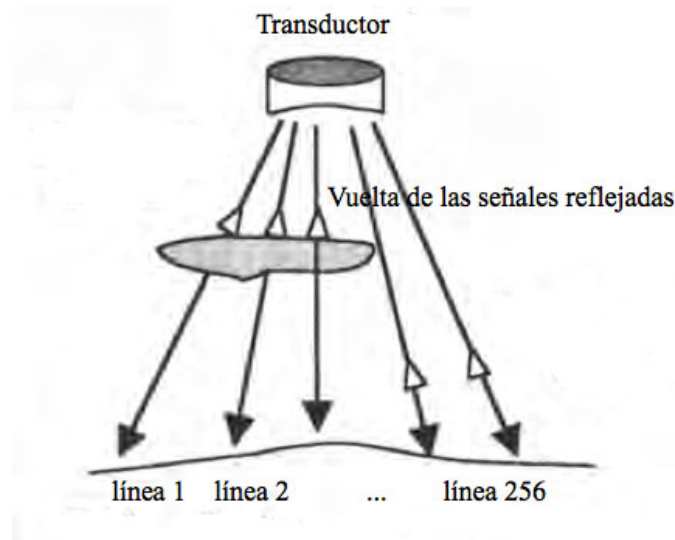


Figura 10. Obtención de imágenes de ultrasonidos mediante ecolocalización

Fuente: elaboración propia basada en [12].

La obtención de las imágenes, es decir, la generación de los pulsos sonoros y la obtención de los ecos, se realiza mediante un *array* de transductores que dirige las ondas sonoras a lo largo de una línea recta a través del paciente, hasta que colisionan con una estructura del cuerpo humano y producen un eco que envía la onda sonora en sentido contrario de vuelta al transductor. La profundidad de la estructura del cuerpo humano que

ha producido el eco se determina midiendo el tiempo que ha pasado desde que se envió el pulso sonoro hasta que se recibió el eco. Estos retardos serán codificados en una escala de grises para la obtención de las imágenes.

A continuación se van a describir determinadas **características de la propagación del sonido** para poder entender mejor esta modalidad. El sonido es una energía mecánica que se propaga en un medio continuo y elástico mediante la compresión y expansión de las partículas que lo componen. La velocidad del sonido depende del medio de propagación y varía de forma significativa para diferentes materiales. La fórmula de la velocidad del sonido se puede observar en la ecuación (1) siendo B el módulo de compresibilidad, y ρ la densidad del medio en el que se transmite. Por tanto, un medio que se puede comprimir mucho como el aire tiene una velocidad del sonido baja y un medio que tenga menos posibilidad de compresión como el agua o los huesos tiene velocidad del sonido alta. Además un medio menos denso tendrá una velocidad de sonido más alta que un medio más denso. Con todos estos datos se ha elaborado la **Tabla 4** con las diferentes velocidades del sonido en los diferentes tejidos y órganos del cuerpo humano. En general se supone que las ondas sonoras se propagan en tejido blando del cuerpo humano a una velocidad de 1540 m/s. El aspecto más importante es la diferencia de velocidad de sonido entre tejidos contiguos porque es determinante en la obtención de mejor o peor contraste en las imágenes de ultrasonidos [6].

$$c = \sqrt{\frac{B}{\rho}} \quad (1)$$

Tabla 4. Velocidad del sonido para los diferentes tejidos del cuerpo humano
Fuente: elaboración propia basada en [6].

Material	Densidad (kg / m ³)	Velocidad del sonido (m/s)
Aire	1.2	330
Pulmón	300	600
Grasa	924	1.450
Agua	1.000	1.480
Tejido blando	1.050	1.540
Sangre	1.058	1.560
Músculo	1.068	1.600
Hueso	1.912	4.080

La frecuencia de los ultrasonidos es constante en su propagación a través de los tejidos, lo único que cambiará será por tanto, como se ha mencionado anteriormente, la velocidad del sonido, y consecuentemente, también cambiará la longitud de onda de los ultrasonidos. La resolución de la imagen y la atenuación de los ultrasonidos dependerán por tanto, de la longitud de onda y de la frecuencia. En concreto la longitud de onda determina la resolución espacial que se puede llegar a obtener en la dirección de la onda sonora. Las altas frecuencias (pequeña longitud de onda) permitirán obtener mayor resolución y detalle que las bajas frecuencias. Sin embargo, la profundidad de penetración de las ondas sonoras se reduce al aumentar la frecuencia, por lo que en general se elegirá una frecuencia determinada que se adapte a las necesidades de la aplicación concreta. Para partes grandes y profundas se suele usar de 3.5 a 5 MHz y para pequeñas partes cercanas a la piel se utilizan frecuencias mayores desde 7.5 a 10 MHz [6]. Por tanto se puede concluir que la mayor o

menor absorción de la onda acústica, a las diferentes frecuencias posibles determina la profundidad de la penetración.

La interacción de las ondas sonoras con la materia está determinada por las propiedades acústicas de la materia. Las **interacciones** que pueden tener las ondas con la materia son: reflexión, refracción, dispersión y absorción. El fenómeno más importante a la hora de obtener estas imágenes es la reflexión con incidencia normal, pues es la interacción que produce que al haber una diferencia de impedancia acústica entre las fronteras de dos materiales adyacentes una parte de la onda se refleje en sentido contrario y otra parte se transmita a través del medio. Dependiendo del tejido tendremos que la onda se refleja en mayor o menor proporción, lo que nos permitirá distinguir de qué tejido se trata en cada caso específico [4].

Los ultrasonidos son producidos y detectados con un **transductor**. Éste está compuesto de varios elementos cerámicos con propiedades electromecánicas, que convierten las señales acústico mecánicas a señales eléctricas o viceversa, según sea necesario. Estos transductores están formados por materiales piezoeléctricos (cristal o cerámica) que convierten la energía eléctrica en mecánico acústica, gracias a las deformaciones físicas de la estructura del cristal por tener una estructura molecular formada por dipolos eléctricos. De manera inversa, también convierten la presión recibida de la onda acústica en una señal eléctrica por lo que son ideales para este tipo de aplicaciones.

Respecto a los **efectos biológicos** de los ultrasonidos se puede decir que es la técnica de imagen médica menos dañina. En algunos casos al usar ultrasonidos de altas frecuencias los tejidos pueden absorber la energía de los ultrasonidos y esta se convertirá en calor. Sin embargo, durante el tiempo necesario para obtener la imagen no se ha observado ningún efecto adverso.

Por tanto gracias a ser una técnica no dañina, una de sus principales **aplicaciones** está en el examen del desarrollo del feto, como se puede observar en la **Figura 11**, típica imagen de los ultrasonidos. Además es muy barata y útil para muchos otros campos como el examen de los diferentes órganos del abdomen o del corazón. En general se puede decir que la mayor utilidad de los ultrasonidos es en la observación de tejidos blandos o de fluidos como sangre o agua, y no se usa en aire o huesos debido a la gran distorsión que produce en la imagen. No se puede usar para la cabeza o huesos, ya que los huesos impiden el paso de los ultrasonidos y los atenúan prácticamente en su totalidad [6].



Figura 11. Ejemplo de imagen fetal obtenida con ultrasonidos
Fuente: [14].

Por último se destaca una característica importante de los ultrasonidos. Gracias a ellos se realizan medidas de **distancia, área y volumen** para el diagnóstico y prevención de enfermedades en tiempo real. Esto es posible porque se conoce la velocidad de propagación del sonido en tejidos blandos y la calibración del instrumento en función del tiempo que tardan en volver los ecos se puede hacer de manera rápida. Por eso es muy usado para medir por ejemplo el tamaño de la cabeza de un feto. En concreto esta especial aplicación de los ultrasonidos ha sido desarrollada en la parte de implementación de los ejemplos prácticos, obteniendo con Matlab el área de un fibroadenoma de mama de una ecografía a partir de una escala de distancias que ya se había obtenido previamente en la calibración del instrumento.

Calidad de las imágenes de ultrasonidos

Se resumen a continuación los aspectos más importantes relativos a la calidad de las imágenes obtenidas mediante la técnica de los ultrasonidos.

- **Resolución espacial:**

Se puede decir que en los ultrasonidos el factor que determina la resolución espacial es el volumen del pulso acústico, es decir, el volumen generado de la onda sonora. La resolución axial (habilidad de distinguir entre dos objetos próximos en la dirección del pulso) depende de la frecuencia del ultrasonido, pues a mayor frecuencia, mayor resolución. Esta resolución axial es independiente de la profundidad, al contrario que las resoluciones lateral y de elevación. Las resoluciones lateral y de elevación dependen de las dimensiones de la apertura del transductor, de la profundidad del objeto y del punto de enfoque.

- **Contraste:**

El contraste es generado mediante las diferentes amplitudes de las señales recibidas tras la reflexión. La densidad y el tamaño de las reflexiones con los tejidos u órganos producen texturas determinadas que por su diferencia de contraste se pueden distinguir. Además por las diferencias en las atenuaciones de las señales se obtienen imágenes en escala de grises de los tejidos según la atenuación de la onda recibida. Se mejorará el contraste al eliminar las señales recibidas de baja frecuencia y amplitud que producen ruido en la imagen.

- **Ruido:**

Respecto al ruido se puede decir que la mayor parte de las veces es generado por los amplificadores electrónicos de señal del sistema. Es muy importante el uso de amplificadores de gran ganancia con bajo ruido para obtener imágenes con un buen contraste. Además un ruido muy característico de las imágenes obtenidas con ultrasonidos es el ruido de sal y pimienta. Para eliminar este ruido se utilizan técnicas de filtrado de media o de mediana (explicadas en el apartado 3) que aunque reducen la resolución espacial de la imagen, mejoran su calidad visual al eliminar el ruido [2].

- **Artefactos:**

Por último se destacan los artefactos que se pueden producir en estas imágenes, es

decir, alteraciones en la imagen debido a diferentes causas. Estas alteraciones pueden ser debidas, por ejemplo, a que la onda de sonido no viaja a los 1540 m/s aproximados en tejido blando, que se usa para medir la distancia a la que se encuentran los tejidos. Al pasar de un tejido a otro con diferente velocidad de propagación del sonido la onda cambia la dirección de propagación. Esto puede hacer que determinados objetos aparezcan en la imagen en posiciones que no son las que le corresponden en la realidad. En conclusión, la onda sonora se refracta cuando el pulso no es perpendicular al borde de un tejido, por lo que se pueden producir ecos en áreas que no corresponden. Hay muchas más alteraciones en las imágenes posibles que no se detallan por no ser competencias de este proyecto, pero en general cambiando el ángulo de visión del objeto seleccionado se podrán eliminar estas alteraciones de la imagen y comprobar si la imagen obtenida corresponde a lo debido [6].

2.2.4 Medicina nuclear

Esta técnica de obtención de imágenes médicas es una modalidad de imagen médica **funcional**, que consiste en obtener imágenes de la concentración de isótopos radioactivos en el cuerpo humano. Desde 1940 se ha usado esta técnica de imagen y la primera cámara de rayos gamma de esta modalidad para la detección de la energía producida por los isótopos, se desarrolló a finales de los años 50. En la medicina nuclear se administran radiofármacos que contienen isótopos radioactivos al paciente para poder obtener imágenes de la distribución de éstos a lo largo del cuerpo humano. Los isótopos inestables producen rayos gamma que permiten medir la concentración de estos radiofármacos en función de la posición y del tiempo, por lo que es una modalidad de imagen médica funcional o fisiológica, es decir, muestran el funcionamiento de los órganos y los tejidos del cuerpo. Con el resto de modalidades de imagen médica también se pueden obtener imágenes funcionales, pero la medicina nuclear destaca por ser la que proporciona la mejor relación señal a ruido de imágenes funcionales entre todas las modalidades [4].

Los **isótopos radioactivos** tienen un exceso de masa y no son estables. Además emiten radiación electromagnética durante su desintegración radioactiva. Estos rayos se llaman **rayos gamma**. Dependiendo de la forma de decaimiento del isótopo radioactivo, éste puede emitir uno o dos rayos gamma. El principal modo de detección de los fotones es mediante el uso de un cristal de centelleo con tubos foto-multiplicadores adjuntos que aumentan la señal. Estos cristales de centelleo convierten la energía de la radiación ionizante en luz visible, ya que el número de fotones emitidos es proporcional a la energía depositada. Este cristal del centelleo está unido a tubos multiplicadores de la luz que tras incidir los fotones en el cátodo del tubo provocarán que se genere una señal eléctrica con un voltaje proporcional a la energía del fotón. Estos detectores están preparados para medir niveles de actividad radioactiva bajos, ya que cuanto más bajo es el nivel de radioactividad del radiofármaco aplicado al paciente, menos efectos adversos se tendrán [4].

Las técnicas de obtención de imágenes en medicina nuclear son la **tomografía por emisión de fotón único** (SPECT) y la **tomografía por emisión de positrones** (PET), es decir, fotones en dos direcciones.

- En PET los radionúclidos emiten dos rayos gamma en direcciones opuestas que son detectados de forma simultánea. Se utiliza un anillo formado por cristales para la detección de los positrones, por lo que no se requiere la rotación del cristal.

- En SPECT los radionúclidos emiten solamente un rayo gamma en una dirección. Se usa una cámara de rayos gamma con un cristal detector que gira alrededor del paciente y se adquieren imágenes en los 360 grados.

Posteriormente las imágenes obtenidas deberán ser procesadas para su correcta visualización. Si se han obtenido imágenes planas éstas no necesitarán ningún procesado pero si se han obtenido imágenes a lo largo de 360 grados para poder observar una lámina interior del cuerpo humano se tendrá que realizar una reconstrucción con el algoritmo usado en la tomografía computarizada de retroproyección filtrada o de reconstrucción iterativa.

Los principales **usos clínicos** de esta modalidad son para observar aspectos del metabolismo de los huesos, para evaluar la función y el torrente sanguíneo al corazón, para detectar tumores y para observar el funcionamiento de la tiroides [9].

Respecto a los efectos biológicos y la seguridad de esta técnica se puede decir que los radiofármacos no desaparecen inmediatamente después de obtener la imagen y pueden durar hasta varios días hasta su desaparición, por lo que puede tener efectos secundarios adversos, en determinadas circunstancias.

Calidad de las imágenes de medicina nuclear

Se resumen a continuación los aspectos más importantes relativos a la calidad de las imágenes obtenidas de PET y SPECT, relacionándolos además con las imágenes obtenidas de rayos X y de resonancia magnética.

- **Ruido:**

Las imágenes producidas con la técnica de la medicina nuclear se caracterizan por tener un alto nivel de ruido. Como la cantidad de isótopos radioactivos en el cuerpo introducidos debe ser baja, el número de fotones detectados es bajo también y se produce una gran cantidad de ruido con distribución de *Poisson*, producido tras la reconstrucción de las imágenes, concretamente en SPECT, que deteriora éstas. Además debido a la dispersión *Compton* de los rayos gamma (explicada anteriormente en el apartado de rayos X) se pueden producir fotones secundarios en direcciones distintas a las del fotón inicial y con menor energía que éste. Estos fotones que vienen dispersos no son deseables y una buena cámara de rayos gamma los eliminará basándose en la energía de los fotones recibidos, ya que comparándolos con los fotones primarios, los obtenidos tras la dispersión tendrán una energía menor que se puede detectar y eliminar, aunque no en su totalidad [4].

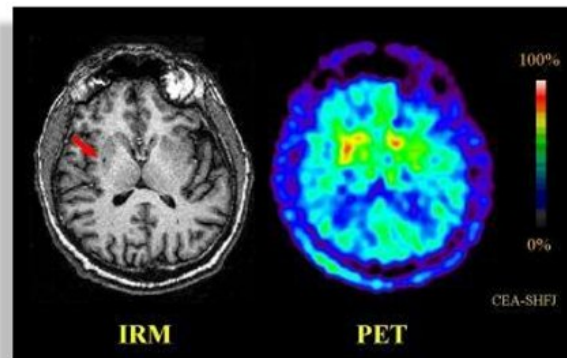
Respecto a las diferencias en la forma de adquisición de los datos se puede resaltar que en TC se deben detectar un gran número de fotones en poco tiempo, mientras que en la medicina nuclear se detecta un pequeño número de fotones en un intervalo de tiempo largo. Además el número de fotones detectados en medicina nuclear es mucho menor que en rayos X por lo que el ruido en las imágenes de medicina nuclear será de especial importancia y estará más presente en la imagen.

- **Contraste:**

El contraste en la imagen está determinado por las características del radiofármaco introducido. Además cuanto más tiempo se esté tomando la imagen más rayos gamma se van a obtener, por lo que el contraste mejorará al aumentar el tiempo de

toma de la imagen. La dispersión de los fotones produce radiación en sitios donde no corresponde, lo que reduce también el contraste obtenido en la imagen. Hay que destacar que los rayos gamma pueden ser atenuados desde su origen hasta llegar al detector, lo que conllevará una pérdida de contraste, por lo que hay que realizar correcciones del contraste en función de la parte del cuerpo que esté siendo observada.

Como se puede observar en la **Figura 12** se puede determinar que las imágenes de resonancia magnética proporcionan un mayor contraste entre diferentes tejidos que las imágenes obtenidas por las diferentes técnicas de medicina nuclear.



*Figura 12. Comparación entre PET y RM.
Fuente: [15].*

- **Resolución espacial:**

La resolución espacial está limitada normalmente por el tamaño de los detectores individuales de cristal que reciben los rayos gamma. Normalmente tienen un tamaño de 2x2 mm o 3x3 mm [4], por lo que no tendrán una resolución superior a los 2mm. La forma de medir esta resolución espacial, como se ha indicado en apartados anteriores, es mediante la obtención de la MTF que se realizará en la parte de la implementación práctica.

Las modalidades de PET y SPECT son más sensibles al movimiento del paciente que el resto de modalidades de imagen médica ya que el tiempo de adquisición de la imagen es mayor que en los rayos X (de 10 minutos a 45 minutos en medicina nuclear y de muy pocos segundos en rayos X) [9]. Debido al movimiento del paciente se pueden obtener una gran cantidad de alteraciones en la imagen incluyendo por supuesto una gran pérdida de resolución espacial en la imagen.

2.3 Procesado y realzado de imágenes médicas

En este apartado se detallan las principales técnicas de procesado y mejora de las imágenes médicas para ayudar al diagnóstico. Se propondrán por tanto, técnicas para mejorar estas imágenes que tendrán características diferentes según la modalidad con la que se hayan obtenido.

Hay que destacar que no hay una técnica de procesado válida para todas las imágenes médicas, ya que cada una tiene unas características inherentes especiales que hacen que deban ser tratadas de manera diferente. Además, de cada imagen se querrá extraer una información diferente que deberá ser obtenida con diferentes métodos, según la información que se quiera extraer. Así si se está examinando una radiografía de rayos X para detectar fracturas en los huesos, se querrá mejorar la visibilidad de los huesos para ayudar a su detección. Sin embargo, por ejemplo para una imagen de resonancia magnética del cerebro es probable que se quiera mejorar el contraste en los tejidos blandos y se use una técnica completamente distinta de la anterior, por lo que cada técnica de procesado es totalmente dependiente de la aplicación concreta [2].

Se van a detallar algunos métodos de procesado de la imagen para obtener mejor contraste y mejor visibilidad de las características de interés. Con esto se obtienen mejoras en los diagnósticos y análisis de las imágenes, gracias a la ayuda de las técnicas de procesado digital. Se explicarán con mayor detalle los métodos utilizados para el desarrollo del proyecto, aunque se dará una visión general de las diferentes opciones de procesado disponibles.

Las operaciones de realzado y mejora de la imagen se pueden dividir en dos categorías:

- **Operaciones en el dominio espacial:** estas operaciones consisten en manipular los valores de los píxeles de las imágenes en el dominio espacial basándose en las distribuciones estadísticas de la imagen completa o de determinadas regiones. Se pueden destacar dentro de este grupo las operaciones de transformaciones del histograma, filtrado espacial y operaciones morfológicas.
- **Operaciones en el dominio frecuencial:** estas operaciones consisten en manipular la información en el dominio frecuencial basándose en las características de frecuencia de las imágenes. Se pueden destacar dentro de este grupo el filtrado en el dominio de la frecuencia y filtrado homomórfico.

2.3.1 Operaciones en el dominio espacial

Los métodos de procesado en el dominio espacial son métodos que realizan transformaciones píxel a píxel basándose en las propiedades estadísticas del histograma o en operaciones teniendo en cuenta los píxeles contiguos. Estos métodos normalmente son más rápidos pero menos eficientes que las operaciones en el dominio frecuencial.

Transformaciones y ecualización del histograma

El histograma de una imagen digital nos proporciona información sobre la distribución de las intensidades de los píxeles de la imagen. El histograma de una imagen digital con niveles de gris entre $[0 \ 255]$ suponiendo que se tiene una resolución de 8 bits, será la función discreta $h(r_k) = n_k$, donde r_k es el valor k -ésimo de nivel de gris y n_k es el número de píxeles en la imagen que tienen ese valor de nivel de gris. Normalmente después se suele normalizar el histograma entre el número total de píxeles, obteniendo $p(r_k) = n_k / n$, que da una estimación de la probabilidad de ocurrencia de un nivel de gris k . Se puede observar en la **Figura 13** el histograma correspondiente a la imagen de la mamografía. En el eje x del histograma se muestran los diferentes valores de gris que hay en la imagen (desde 0 hasta 255) y en el eje y el número de veces que ha aparecido cada valor de gris en la imagen de la mamografía.

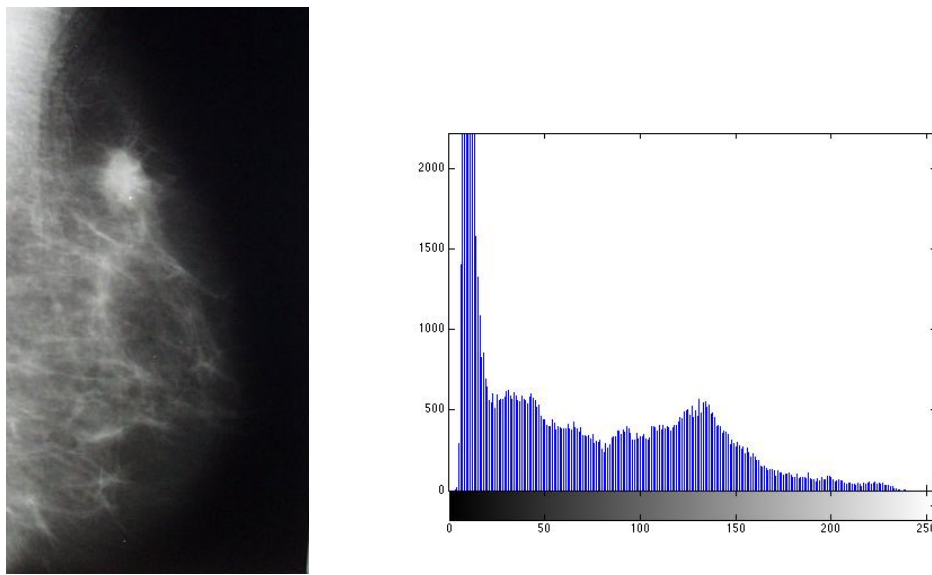


Figura 13. Imagen de una mamografía obtenida con X con su histograma correspondiente.
Fuente: elaboración propia con imagen obtenida de [2].

Es importante tener claro el concepto del histograma ya que es la base para muchas técnicas de procesamiento en el dominio espacial de la imagen. Además se comentará su importancia también a la hora de segmentar imágenes en el apartado 2.4.

Posteriormente se explica el concepto de **ecualización** del histograma. Con esta técnica se consigue expandir histogramas que tenían muchos niveles de grises coincidentes, aunque no se va a conseguir siempre un histograma totalmente uniforme. Con esto se podrá cambiar el rango de niveles de grises en la imagen, y se volverá más uniforme, ya que se fuerza el histograma para que los niveles de intensidad de gris se redistribuyan con igual probabilidad de ocurrencia. Este efecto se puede observar en la **Figura 14**. La imagen de la mamografía muestra con mayor contraste las microcalcificaciones producidas por un posible cáncer de mama que la anterior, que no estaba ecualizada. Se puede comprobar además como en el histograma ecualizado se consiguen valores de ocurrencia muy uniformes.

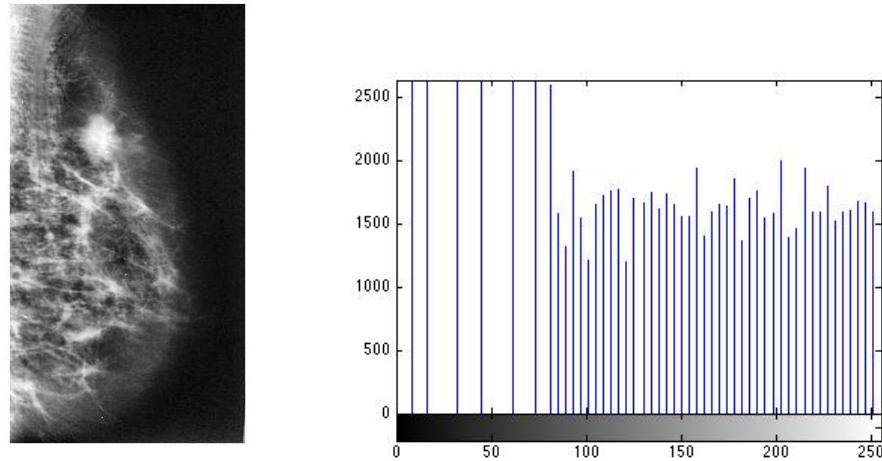


Figura 14. Ecualización de la mamografía con su histograma correspondiente.
Fuente: elaboración propia con imagen obtenida de [2].

Supongamos que una imagen tiene todos sus niveles de gris comprendidos entre $[a, b]$ donde el mínimo es a y el máximo es b . Usando un método de ecualización del histograma se cambiará el rango de valores desde el intervalo $[a, b]$ a un intervalo de rango $[c, d]$ mediante la ecuación (2). Donde z , es el valor original del nivel de gris antes de la ecualización y z_{nuevo} es el nuevo valor del píxel tras la ecualización.

$$z_{\text{nuevo}} = \frac{d-c}{b-a} (z - a) + c \quad (2)$$

Además de la ecualización del histograma se pueden obtener cambios en las imágenes mediante otras **transformaciones del histograma**. Si se conoce la distribución de niveles de gris final que se quiere tener en el histograma, se puede aplicar modificaciones del histograma para obtener la distribución de valores deseada. Entre estas modificaciones del histograma se puede destacar operaciones logarítmicas, compresión o expansión del histograma.

Filtrado espacial

Los métodos de filtrado espacial usan operaciones que requieren la convolución discreta de la imagen inicial con una máscara espacial con unos pesos específicos para realizar modificaciones en la imagen. Es decir, la máscara de filtrado se traslada y convolucionada a lo largo de toda la imagen para obtener la imagen final. Esta máscara suele ser cuadrada de tamaño 3x3 o 4x4. El valor de cada píxel será reemplazado por un nuevo valor que dependerá del píxel que se está tratando y de los píxeles a su alrededor, definiendo una región próxima a ese píxel con un tamaño especificado previamente. El valor nuevo del píxel se calculará tras aplicar la máscara en la zona centrada en el píxel del que se quiere hallar el nuevo valor. Dependiendo de los valores de los coeficientes de la máscara, se pueden realizar operaciones diferentes en la imagen como realzado o suavizado de la imagen [2].

La máscara de filtrado lineal más básica es la de media que reemplaza el valor de gris original por el valor medio de los píxeles de su entorno. Dentro de las **máscaras de**

filtrado de media se puede usar la de la media ponderada que da más importancia al píxel central que la de media normal (**Figura 15**). Con la máscara de media normal hay que usar un factor de escalado de $1/9$ mientras que en la de media geométrica el factor de escalado será de $1/16$.

1	1	1
1	1	1
1	1	1

1	2	1
2	4	2
1	2	1

Figura 15. Máscaras de media y de media ponderada respectivamente

Las máscaras de media se suelen usar para suavizado de la imagen o para reducción del ruido, ya que el suavizado de la imagen es un método muy útil para mejorar la relación señal a ruido de la imagen (SNR). Sin embargo, esta mejora tiene un coste, ya que al suavizar la imagen se pierde resolución espacial. Además hay que destacar que con el uso de esta máscara se produce también una pérdida de detalles y de precisión de los bordes en la imagen como se puede ver en la segunda imagen de la **Figura 16**. Para ello muchas veces se emplea el filtrado de media adaptativo, en el que se crean máscaras de tamaño variable, que van creciendo alrededor del píxel central hasta que se satisfaga un criterio determinado, como que la diferencia entre el nivel de gris del píxel central y la media de la región sea menor que un determinado umbral. Con este filtrado de media adaptativo se consigue preservar los bordes en la imagen suavizada [16].

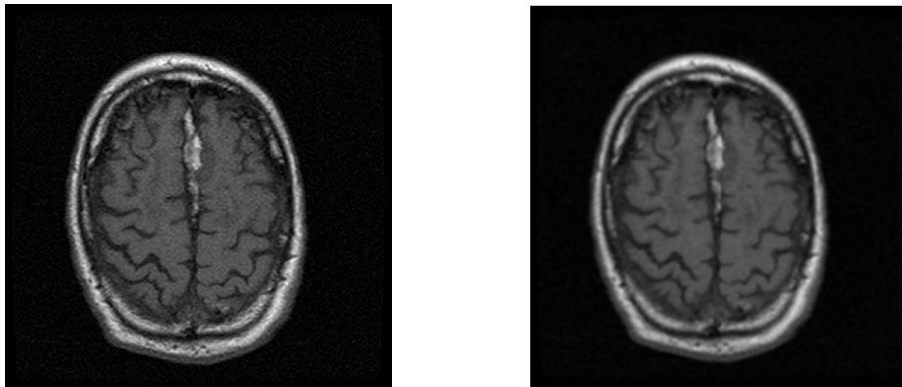


Figura 16. Imagen original y filtrada con máscara de media de 6x6.

Fuente: elaboración propia con imagen original de [2]

De las máscaras de filtrado no lineal la más importante es la de **mediana**. Ésta máscara reemplaza el valor de gris original por el valor mediano de los píxeles en el entorno especificado. Éstas son especialmente útiles para la reducción de ruidos de pico de la imagen como el ruido sal y pimienta. Sin embargo, producen pérdida también de detalles y efecto de emborronado en la imagen, pero conservan mejor los bordes que el filtrado de media.

Otro tipo de filtrado espacial son las máscaras de **realzado y detección de bordes**. El objetivo principal de este tipo de filtros es realzar o destacar los detalles de imagen, es decir, realizar un filtrado paso alto. Los bordes se detectan por ser puntos en los que los valores de gris de píxeles adyacentes de la imagen cambian de forma significativa. Este cambio se

obtiene en el dominio discreto con una resta entre píxeles adyacentes. Se detecta el cambio con máscaras con operadores derivativos de primer orden, como la de *Sobel*, o de segundo orden, como las Laplacianas (**Figura 17**). Se muestran a continuación en las dos primeras máscaras de la **Figura 17**, las máscaras que calculan el gradiente horizontal o vertical de primer orden respectivamente. Estas máscaras que calculan los gradientes de las imágenes suelen tener un tamaño de 3x3 píxeles. Para realzado de los bordes basta con sumar a la imagen original la información del gradiente de la imagen y volver a escalar la imagen para que no supere los valores límite. Por lo tanto se utilizará para detección y realzado de bordes las dos últimas de la **Figura 17** respectivamente.

-1	-2	-1	-1	0	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
0	0	0	-2	0	2	-1	8	-1	-1	9	-1
1	2	1	-1	0	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

Figura 17. La primera máscara es el operador de Sobel en la dirección *x*, y la segunda en la dirección *y*. La tercera máscara es un operador Laplaciano usando conectividad de ocho píxeles y la última es una máscara de realzado de bordes.

Se muestran a continuación en la **Figura 18** un ejemplo de aplicación a la imagen original de la **Figura 16** de la máscara de operador Laplaciano derivativo de segundo orden y de la máscara de realzado de bordes respectivamente. La máscara del Laplaciano es muy sensible al ruido y si no se realiza antes un suavizado se obtiene una imagen de detección de bordes muy ruidosa, como se puede observar en la **Figura 18**. En la imagen posterior estos bordes detectados han sido realzados con la máscara de realzado de bordes mostrándose con más detalle que en la imagen original.

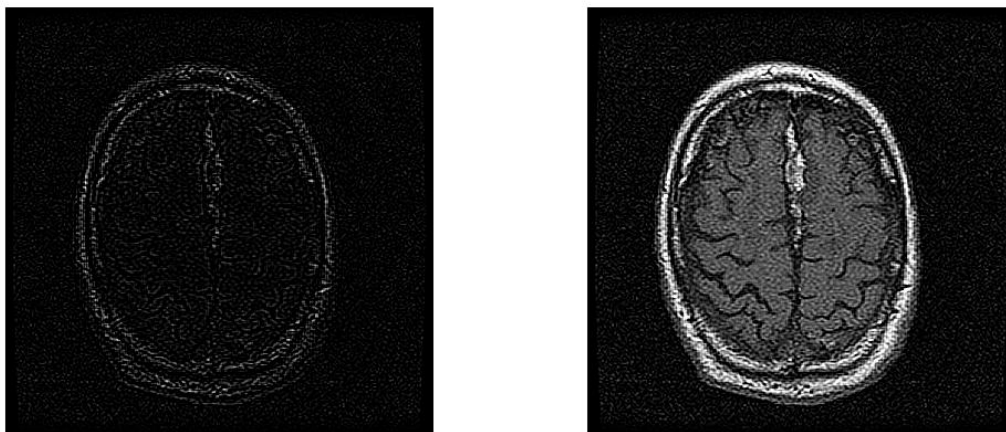


Figura 18. Ejemplo de aplicación a una imagen de un operador derivativo Laplaciano de detección de bordes (izquierda) y de realzado de bordes (derecha). Fuente: elaboración propia

Operaciones morfológicas

En el procesamiento digital de imágenes se usa las operaciones morfológicas como una herramienta para extraer los componentes de la imagen que son útiles para la representación y descripción de las formas, bordes o esqueletos. Estas operaciones se realizan sobre imágenes binarias que sólo tienen dos niveles de gris, 0 o 1. Las operaciones morfológicas principales son: dilatación, erosión, apertura y cierre.

La **dilatación** es una operación que ensancha los objetos de las imágenes. La manera específica según la cual los ensancha se controla según un objeto que se llama elemento estructural. Este elemento estructural es una matriz compuesta por ceros y unos. El elemento estructural es reflejado y posteriormente trasladado a todos los píxeles de la imagen. Si al menos el valor de un píxel del elemento estructural reflejado es igual que el de la imagen, es decir, si tienen un valor coincidente, el valor del píxel final en esa posición será igual al valor coincidente de ambos. La dilatación de A con el elemento estructural B se denota según la ecuación (3), donde \emptyset es el conjunto vacío. Es decir, el resultado de la dilatación de A con B es el conjunto de todos los puntos x en los que el elemento estructural B reflejado y trasladado se solapa en al menos un elemento de A (coincide el valor de B reflejado con al menos un elemento de A) [16]. Con esta operación se consigue expandir una imagen dada.

$$A \oplus B = \{x | \widehat{B_x} \cap A \neq \emptyset\} \quad (3)$$

La **erosión** de A por B es “el conjunto de todos los puntos x tales que B, trasladado por x, está totalmente contenido en A” [3]. Se muestra esta definición en la ecuación (4) para obtener mayor claridad. Con esta operación se consigue contraer una imagen.

$$A \ominus B = \{x | B_x \subseteq A\} \quad (4)$$

La **apertura** consiste en hacer una erosión de A por B seguida de una dilatación del resultado por B. Es otro tipo de operación morfológica que consigue suavizar el contorno de una imagen, rompiendo separaciones estrechas. El **cierre** consiste en dilatar A por B y después erosionar el resultado por B, es decir, lo contrario a la apertura. También suele ser utilizado para suavizar contornos pero generalmente une separaciones estrechas y elimina pequeños huecos [3].

Se puede observar en la **Figura 19** una imagen binaria obtenida tras la segmentación de una ecografía de mama. Posteriormente a esa imagen se le ha realizado una erosión con elemento estructural formado por una matriz de unos de 3x3, por lo que se puede observar la eliminación de los puntos blancos pequeños aislados de la imagen y la mejor delineación de las formas de los objetos segmentados. Además se ha realizado una dilatación de la imagen original con eses mismo elemento estructural y se puede observar que se han unido muchos elementos de la imagen debido a la gran cantidad de puntos pequeños aislados que hay en ésta.

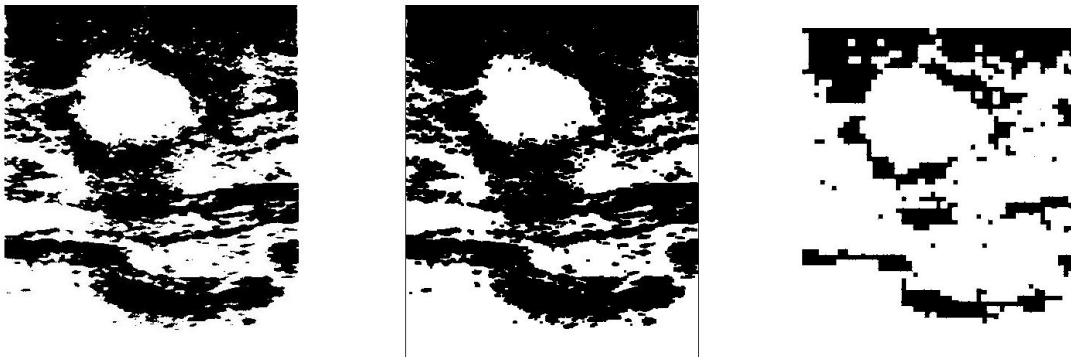


Figura 19. Imagen original binaria obtenida mediante la segmentación de una ecografía (izquierda). Erosión de la imagen original con el elemento estructural B que es una matriz de unos de 3x3 (centro). Dilatación de la imagen original con el elemento estructural B (derecha). Fuente: elaboración propia.

2.3.2 Operaciones en el dominio de la frecuencia

Los métodos de **filtrado en el dominio de la frecuencia** procesan las imágenes obtenidas tras hacer la transformada de Fourier, para amplificar o atenuar determinadas componentes frecuenciales. Para ello se multiplica el resultado de la transformada de Fourier por la función de transferencia de un filtro determinado y posteriormente se hace la transformada de Fourier inversa para obtener la imagen de nuevo [16].

En primer lugar hay que explicar a qué rango de frecuencias corresponde cada parte de la imagen. Las componentes de alta frecuencia (mayor variación en poco espacio) son los bordes, los detalles y el ruido, mientras que las componentes de baja frecuencia corresponden a características que varían lentamente en la imagen como la intensidad media, o formas de objetos. Por todo esto el filtrado paso bajo elimina los bordes y los detalles, ya que atenúa los componentes de alta frecuencia.

En el dominio de la frecuencia, por tanto, el **filtrado de paso bajo** se conseguirá atenuando las componentes de alta frecuencia obtenidas en la Transformada de Fourier. Esto producirá, como se ha dicho anteriormente que los bordes se difuminen. El filtrado de **paso alto** implicará por tanto, atenuar las componentes de baja frecuencia de la imagen. Como se sabe que los bordes y los cambios bruscos en los niveles de gris corresponden a las altas frecuencias se podrán conseguir realces en la imagen con filtrado paso alto.

También se pueden implementar **filtros paso banda** que eliminen un rango de frecuencias determinado. Un ejemplo de este filtro se ha implementado en las figuras que se muestran a continuación. Se puede ver que la imagen inicial obtenida de una resonancia magnética mediante la reconstrucción inversa de la Transformada de Fourier, está afectada por un ruido periódico (**Figura 20**). Este ruido se observa en la Transformada de Fourier como deltas de gran amplitud a la frecuencia del ruido periódico, que corresponden con los puntos blancos que se puede ver en el espectro de la imagen (imagen izquierda de la **Figura 21**). Este ruido periódico afecta sólo a una frecuencia determinada por lo que eliminando esa frecuencia del espectro (imagen de la derecha de la **Figura 21**) y realizando posteriormente la transformada inversa de Fourier, se podrá eliminar ese ruido casi en su totalidad, como se puede observar en la segunda imagen de la **Figura 20**.

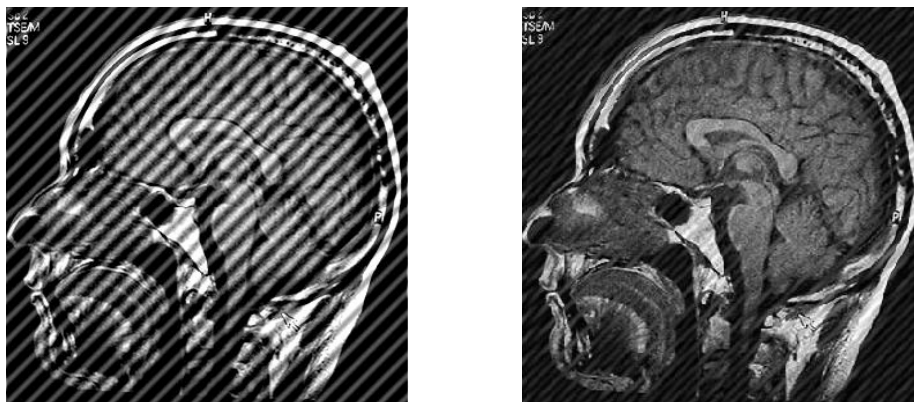


Figura 20. Imagen degradada con ruido periódico (izquierda) e imagen restaurada con filtrado (derecha).
Fuente: elaboración propia.

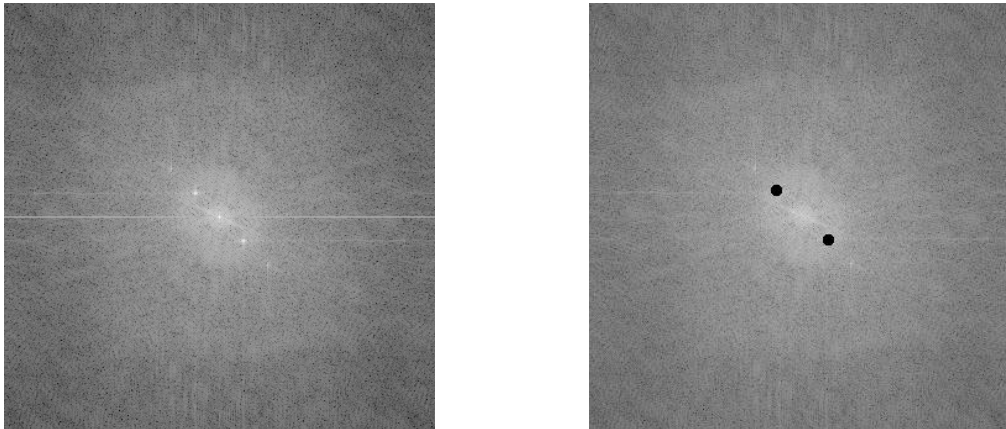


Figura 21. Transformada de Fourier de la imagen degradada con ruido periódico(izquierda) y filtrado en el dominio de la frecuencia de la imagen degradada para la eliminación del ruido periódico (derecha).

Fuente: elaboración propia

Además de los filtros típicos, hay una serie de filtros específicos en la eliminación de ruido de las imágenes como el **filtrado de Wiener**. Con el filtrado de Wiener, por ejemplo, si se conoce la distribución de probabilidad del ruido se puede llegar a eliminar éste totalmente.

2.4 Segmentación de imágenes médicas

La segmentación de las imágenes médicas es un paso fundamental en el análisis y la clasificación de las imágenes para poder hacer diagnósticos de forma automática o semiautomática. La segmentación es el proceso por el cual se divide la imagen en diferentes partes u objetos, mediante la agrupación de los píxeles próximos basándonos en criterios de similitud, que serán determinados usando propiedades específicas o características representativas de los píxeles de la imagen [2]. Los métodos de segmentación de imágenes pueden ser clasificados en tres categorías:

- **Métodos basados en bordes:** la información que contienen los bordes de la imagen se usa para determinar las fronteras de los objetos. Estas fronteras se analizan y modifican posteriormente para poder formar regiones cerradas que correspondan con los objetos segmentados detectados en las imágenes.
- **Métodos basados en píxeles:** la información estadística sobre los niveles de gris de una imagen se usa para formar regiones cerradas que correspondan con los objetos detectados en las imágenes. Existe una serie de técnicas basadas en el histograma, siendo una de las más sencillas la umbralización global.
- **Métodos basados en regiones:** la información que contienen los píxeles se analiza para realizar un proceso de expansión de regiones basado en criterios de similitud predefinidos, para formar regiones cerradas que correspondan con los objetos detectados en las imágenes.

Una vez ya se han separado mediante la segmentación las diferentes regiones de la imagen, se pueden obtener las características de cada región para su posterior

caracterización, análisis y clasificación. Estas características pueden estar relacionadas con la forma, textura o propiedades estadísticas como valor medio o mediana de cada región.

A continuación se explicarán cada uno de estos métodos de segmentación con mayor detalle. Se detallarán con mayor profundidad los métodos que han resultado de mayor utilidad para el desarrollo de la aplicación de Matlab del proyecto.

2.4.1 Métodos basados en bordes

Estos métodos están basados en la detección de las posiciones en las que se encuentran los bordes de las imágenes. Se puede definir un borde como una frontera entre dos zonas de la imagen que tienen diferentes características de niveles de color o de gris [16].

Operaciones de detección de bordes

Para poder usar esta técnica las regiones que se quiere segmentar tienen que ser bastante homogéneas. Estos métodos se basan en el método de **filtrado espacial** (explicado en el apartado 2.3) utilizando máscaras derivativas para obtener información sobre el gradiente de primer o de segundo orden en la imagen, es decir, un operador local de derivación. La información de magnitud y de dirección del **gradiente** se obtienen convolucionando una máscara derivativa de primer orden como la de *Sobel* o de segundo orden (Laplacianas) en las direcciones verticales y horizontales. Posteriormente se obtiene la magnitud del gradiente con la ecuación (5), donde M es la magnitud del gradiente que se aproxima haciendo la suma de los valores absolutos de los gradientes horizontal y vertical.

$$M = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \approx |G_x| + |G_y| \quad (5)$$

Además hay que destacar que para poder hacer la segmentación con este método es necesario formar **regiones cerradas** tras la detección de los bordes. Este paso es el más complicado ya que los operadores de detección de bordes son muy sensibles al ruido y a los artefactos de la imagen.

Se muestran a continuación las máscaras más usadas en la obtención de gradiente. Las de la ecuación (6) son las máscaras de primer orden, concretamente las de *Sobel*. Las de segundo orden, se muestran las Laplacianas en la ecuación (7), son más sensibles al ruido, pues la distribución de valores en la matriz al tener mayores valores puede amplificar el ruido, como se puede ver en la ecuación (7). Por tanto es preferible en primer lugar aplicar un filtro de suavizado, como por ejemplo el de media ponderada, antes de aplicar el Laplaciano.

La primera matriz de la ecuación (7) es un operador derivativo teniendo en cuenta las conexiones entre los 4 píxeles vecinos más próximos y la segunda teniendo en cuenta los 8 píxeles más cercanos.

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$G_{L4} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad G_{L8} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Se puede observar lo explicado anteriormente en la **Figura 22**. La imagen representada es la magnitud del gradiente obtenida tras aplicar las máscaras de *Sobel*, en las direcciones horizontal y vertical, y hallar posteriormente con la ecuación (5) el módulo del gradiente obtenido.

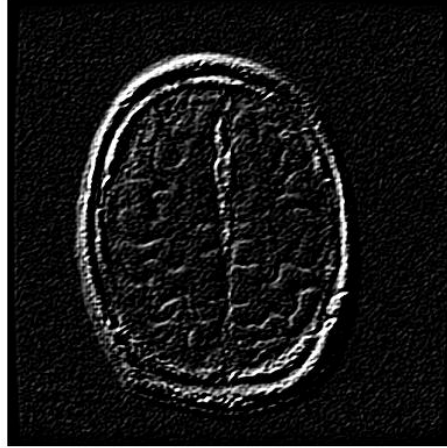


Figura 22. Ejemplo de detección de bordes con las máscaras de Sobel.

Operaciones de seguimiento de bordes

Como se puede observar en la **Figura 22** tras aplicar el gradiente a la imagen muchos de los bordes no quedan completos, por lo que hay que aplicar métodos de unión de los bordes para formar regiones cerradas. Estos métodos se basan en la búsqueda píxel a píxel para encontrar la conectividad entre 4 u 8 vecinos próximos entre cada uno de los segmentos detectados como bordes.

2.4.2 Métodos basados en píxeles

Los métodos basados en la clasificación directa de los píxeles usan la información contenida en el histograma, es decir, los diferentes valores de gris o de color, para definir determinados umbrales que permitan clasificar a la imagen píxel por píxel. Este método de segmentación basándose en los píxeles se llama **umbralización** y es uno de los métodos más usados en la segmentación de imágenes. Generalmente una imagen umbralizada $g(x,y)$ se define como:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x,y) > T \\ 0 & \text{si } f(x,y) \leq T \end{cases} \quad (8)$$

Por tanto en una imagen umbralizada se pasará la imagen original a una imagen binaria con dos valores diferentes, según si el valor del píxel de la imagen original supera o no al valor del umbral escogido. Con esto ya se obtendrá una imagen segmentada en función de los valores de los píxeles de la imagen. Esta umbralización es la más sencilla de

todas pues es la partición del histograma de una imagen utilizando un umbral único global, y es también una de las más usadas y efectivas. La correcta elección del umbral es lo más aspecto más importante de esta técnica. Este aspecto se pondrá en práctica en la aplicación de obtención del porcentaje de metástasis desarrollada en el proyecto posteriormente.

Umbralización óptima

En el proceso de segmentación mediante umbralización óptima se elige un umbral automáticamente, siguiendo el procedimiento a continuación [16]:

1. Se elige una estimación del umbral T inicial que suele ser el punto medio entre el valor máximo y mínimo de brillo de la imagen.
2. Se segmenta la imagen usando ese umbral T . Con esto se conseguirán dos grupos de píxeles, G_1 con los píxeles con intensidades $\geq T$ y G_2 con píxeles con valores de intensidad $< T$.
3. Se calculará la media μ_1 y μ_2 de los valores de intensidad de los grupos G_1 y G_2 respectivamente.
4. Se calculará el nuevo valor del umbral con :

$$T = \frac{1}{2} (\mu_1 + \mu_2) \quad (9)$$
5. Se repiten los pasos 2 a 4 hasta que la diferencia entre los umbrales obtenidos en sucesivas iteraciones sea más pequeña que el parámetro T_0 definido previamente.

Una particularización de la umbralización óptima es el **Método de Otsu**, que produce resultados similares al método explicado anteriormente. En este caso también se selecciona en primer lugar un umbral que divida el histograma en dos partes G_1 y G_2 , cuyas medias son μ_1 y μ_2 . Posteriormente se definen las variables ω_1 y ω_2 que son la suma de todos los valores de probabilidad de nivel de gris de G_1 y G_2 respectivamente. Finalmente este método elige el umbral que maximiza la varianza entre clases de una imagen σ_B^2 , definida según la ecuación (10) siendo μ_t la intensidad media de toda la imagen. Se puede observar el resultado obtenido tras aplicar este método de segmentación en la **Figura 23**.

$$\sigma_B^2 = \omega_1 \cdot (\mu_1 + \mu_T)^2 + \omega_2 \cdot (\mu_2 + \mu_T)^2 \quad (10)$$

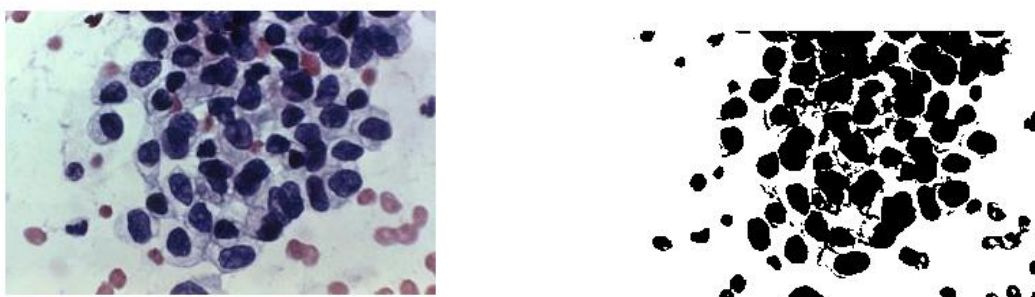


Figura 23. Imagen original y segmentada mediante el método de Otsu.
Fuente: elaboración propia con imagen de [4].

2.4.3 Métodos basados en regiones

La finalidad de la segmentación es la división de las partes de una imagen en regiones y es lo que se ha conseguido en el último paso con los métodos explicados anteriormente. Sin embargo, este último método se basa en la obtención directamente de las regiones que se quiere segmentar.

Segmentación por crecimiento de regiones

Este procedimiento consiste en ir agrupando píxeles o subregiones dentro de otras regiones mayores en tamaño, examinando los píxeles o regiones contiguas. Se agruparán las regiones o los píxeles que tengan propiedades similares. Los criterios de similitud dependen de lo que se quiera segmentar y del tipo de imagen disponible. Así se podrán buscar criterios de similitud en función del color, de los niveles de gris, de las texturas...

Uno de los problemas de este método es saber en qué punto se empieza la segmentación. Además también habrá que tener un criterio para saber cuándo se finaliza la segmentación. De forma general el crecimiento se parará cuando no haya más píxeles que satisfagan el criterio de similitud en la región. Sin embargo, los criterios de valores de intensidad, o color no tienen en cuenta la historia del crecimiento de la región, por lo que sería necesario incluir criterios adicionales que tengan en cuenta aspectos como el tamaño de la región o comparación del píxel con la media de la región ya obtenida.

Segmentación por división y fusión de regiones

Los métodos de segmentación por división de regiones examinan la heterogeneidad en una región de una propiedad predefinida, como su media, varianza, valor mínimo o máximo. Para ello se subdivide inicialmente la imagen en un conjunto de regiones arbitrarias. Posteriormente se examina cada región y si es considerada como heterogénea se divide a su vez en dos o más regiones hasta llegar a regiones de un tamaño que satisfagan el criterio de similitud individualmente.

3. EJEMPLOS DE APLICACIÓN EN MATLAB

Para la parte práctica de este proyecto se ha usado el software Matlab y de manera más específica la *toolbox* de imagen. Matlab es un “lenguaje de alto nivel y un entorno interactivo para el cálculo numérico, la visualización y la programación”[17]. Contiene varias herramientas y funciones incorporadas que permiten llegar a soluciones de forma más rápida que con un lenguaje tradicional de programación como puede ser C o Java. Las funciones incluidas, que serán de especial utilidad en el proyecto, forman parte de la *toolbox* de procesamiento de imágenes de Matlab, que proporciona un conjunto de algoritmos útiles para el procesamiento, análisis, visualización de las imágenes. Una imagen en el entorno Matlab está definida como una matriz de píxeles, es decir, una matriz de números con la que se puede trabajar con gran flexibilidad y eficacia.

Debido a la cantidad de aplicaciones del tratamiento de las imágenes en el ámbito de la bioingeniería, no se puede establecer un procedimiento general válido para el procesamiento de todas las imágenes, ya que tienen informaciones muy diferentes. Por ello cada una debe ser tratada de forma diferente según sus características específicas. Por esta razón en este proyecto se han realizado cuatro aplicaciones muy diferentes entre sí, para obtener diferentes informaciones de las imágenes. Se han realizado aplicaciones con diferentes funciones para poder tener una idea de lo amplio que es el mundo de la imagen médica y así no centrarse en un solo ámbito. Por ello se han seleccionado imágenes de tres modalidades médicas diferentes: ultrasonidos, rayos X y medicina nuclear.

Las aplicaciones desarrolladas han sido: obtención del porcentaje de metástasis en imágenes de histología de pulmón, diagnóstico de las deformidades en la columna vertebral, obtención de la MTF de una cámara de rayos gamma, y medida del área de un fibroadenoma. Cada apartado se ha subdividido en: una parte teórica para explicar la utilidad de la aplicación, una parte práctica en la que se explica la implementación en Matlab de cada paso realizado, una parte de resultados donde se detallan las pruebas con varias imágenes y por último una explicación de cómo se ha implementado en *GUIDE* la interfaz gráfica de la aplicación.

Finalmente se unen todas las interfaces gráficas creando un menú inicial (archivo *inicioMenu.m* adjunto en el CD), desde el que se puede lanzar la aplicación y seleccionar cuál de las cuatro aplicaciones se quiere utilizar (**Figura 24**). Tras seleccionar la aplicación concreta que se quiere usar se accederá a una ventana con una interfaz gráfica específica adaptada a cada aplicación. El uso y diseño de la ventana de cada aplicación específica, será detallado con profundidad en cada apartado.



Figura 24. Menú inicial de la aplicación.

3.1 Porcentaje de metástasis en imágenes de histología de pulmón

En esta apartado se ha obtenido el porcentaje de metástasis que hay en una imagen de una histología de pulmón obtenida con TMA (*Tissue microarray*). Este apartado ha sido el único en el que las imágenes utilizadas no han sido obtenidas con ninguno de los métodos explicados en el apartado 2.2, ya que ninguno obtiene imágenes en color. Se desarrolló esta aplicación para el proyecto por ser un ejemplo de **segmentación de imágenes en color**, aspecto muy importante en el procesamiento de imágenes médicas.

3.1.1 Fundamentos teóricos

Los **TMA** (*microarray* de tejidos) son una herramienta muy útil para la identificación y el pronóstico de posibles células cancerígenas. Los TMA se generan colocando muchas muestras de los tejidos obtenidos en una biopsia, realizada en las partes del órgano que se quiera examinar, en una misma lámina. En concreto las imágenes con las que se ha desarrollado la aplicación corresponden a tejidos pulmonares. Con la biopsia se obtiene un bloque de tejido que se divide en diferentes láminas (**Figura 25**). Posteriormente se toman muestras del tejido de cada una de estas láminas, y se colocan contiguas unas a otras para obtener un TMA [18]. El tumor es un objeto en tres dimensiones y con forma irregular, por lo que no todas las láminas de cada TMA tendrán partes cancerígenas, pero se puede afirmar que cuantas más láminas se tengan afectadas, mayor será el tumor. Debido a la gran cantidad de láminas que se obtienen tras la realización de la biopsia y el gran tiempo que se pierde en examinar cada una de las láminas del tejido, es muy útil implementar un método de análisis de los tejidos automático con la ayuda de técnicas de procesamiento de imagen.

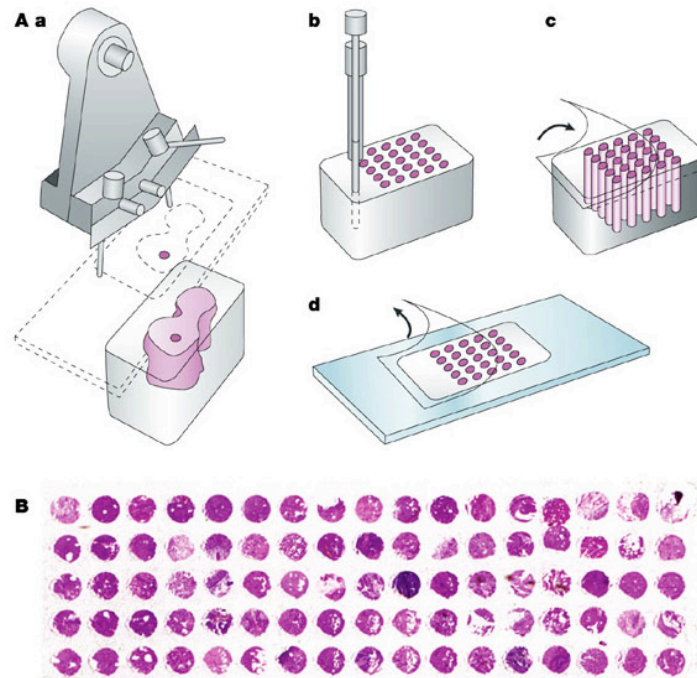


Figura 25. Obtención y preparación de un TMA. Fuente [19].

En este apartado se ha desarrollado un algoritmo que permita la **segmentación automática** de las partes cancerígenas de los TMA. La segmentación inteligente automática de los tumores implica la clasificación de las diferentes texturas del tejido para poder obtener las que son cancerígenas.

Este algoritmo de segmentación se ha basado en [20] y [21] aunque se han variado los métodos explicados en gran parte para simplificar lo expuesto, ya que en [20] se divide la imagen en cuatro tipos de píxeles mientras que en la implementación desarrollada se divide en tres tipos de píxeles. En primer lugar hay que separar los tejidos que pueden ser cancerígenos del resto. Se sabe que la intensidad de la luz que se transmite a través de un tejido es proporcional a la absorción de la luz del tejido. Los tejidos cancerígenos son más oscuros (mayor absorción de luz). Para obtener la imagen del micro tejido se hace una foto de éste con una cámara en RGB. Estas cámaras usan tres filtros para capturar las tres componentes de color de la imagen: rojo, verde y azul. La intensidad de los colores obtenidos será diferente según la parte del tejido. Para poder procesar la imagen en color se descompondrá en sus tres planos RGB, obteniendo así tres imágenes independientes que puedan ser segmentadas de forma independiente. Con esto se observará qué componente contiene la mejor información para la segmentación del tumor y del tejido.

Los métodos de segmentación que existen actualmente se basan en regiones, píxeles o bordes, como se ha explicado en el apartado 2.3. El método empleado en este apartado está basado en **segmentación según los píxeles** de la imagen. El interés del desarrollo de esta aplicación de Matlab reside en la implementación de métodos de segmentación automáticos para imágenes en color. En las imágenes en color se tienen tres planos independientes, cada uno correspondiente con las componentes R, G o B de la imagen, por lo que para segmentar la imagen se pueden segmentar cada uno de estos planos de forma independiente, para aprovechar al máximo la información del color de la imagen. Tras segmentar cada plano de manera independiente para obtener diferentes informaciones, se unen los resultados obtenidos para la segmentación final.

Para ello, como se detallará posteriormente con mayor profundidad, se ha separado la imagen en sus tres planos RGB y se ha usado la información de cada plano para segmentar una parte determinada de la imagen, para aprovechar las informaciones relativas al color. Se han definido tres tipos de píxeles para realizar la segmentación: fondo, tejido sin metástasis y tejido con metástasis. Con el plano G se ha segmentado el tejido respecto del fondo, mediante el método de umbralización automática de *Otsu* explicado en el apartado 2.4. Con el plano R se ha segmentado el tejido con metástasis, también mediante el método de umbralización, eligiendo el umbral de forma manual para obtener la mayor precisión posible. Uniendo estas dos informaciones se puede obtener finalmente el porcentaje de metástasis que hay en el tejido analizado. Éstos han sido los pasos más importantes que se han realizado en el análisis de esta imagen, pero se han realizado operaciones adicionales para mejorar la calidad de la segmentación, que serán detallados en el apartado de la implementación práctica.

Gracias a este método se consigue reducir el tiempo de trabajo y ayudar a acelerar y automatizar el proceso de diagnóstico y cuantificación de las patologías.

3.1.2 Implementación práctica

En este apartado se van a detallar cada uno de los pasos realizados para la implementación del algoritmo que calcule el porcentaje de metástasis de la imagen de histología de pulmón. Todos los algoritmos han sido implementados con la ayuda de las funciones de la *toolbox* de procesamiento digital de imágenes de Matlab, por lo que las funciones que hayan resultado de especial utilidad para la realización de determinados pasos se detallarán en profundidad.

El tratamiento de la imagen se ha dividido en la parte de preprocesado y la parte de procesado. Como se puede observar en el diagrama de bloques de la **Figura 26** el análisis de la imagen para la obtención del porcentaje de metástasis ha sido dividido en cuatro pasos: separación de los planos RGB, segmentación del tejido, segmentación de la metástasis y obtención de la imagen final en falso color con el porcentaje de metástasis. En cada paso además se han realizado determinadas acciones secundarias para mejorar la segmentación que se muestran en los cuadros blancos del diagrama de bloques y serán detalladas en cada paso posteriormente.

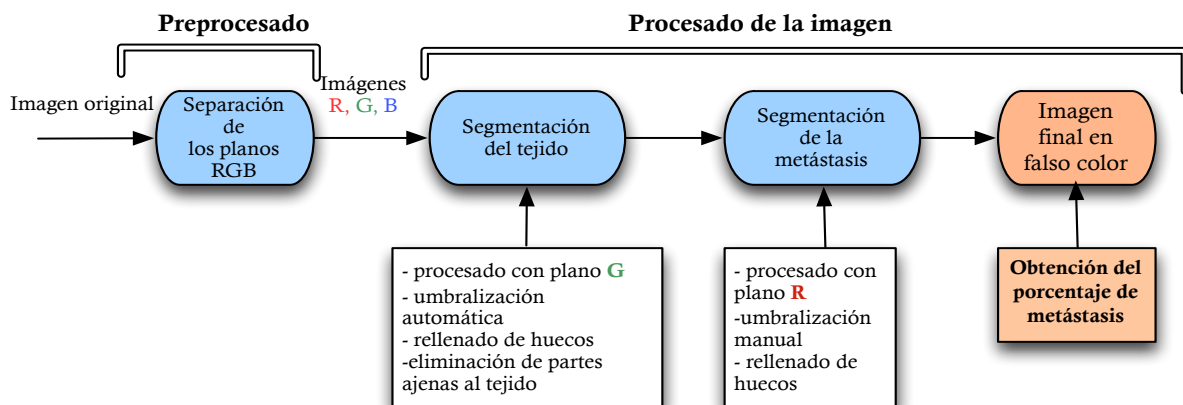


Figura 26. Diagrama de bloques de la obtención del porcentaje de metástasis en imágenes de histología.

Paso 1: Separación de los planos RGB.

En primer lugar, se tiene que la imagen inicial que se quiere procesar es en color, es decir, tiene tres planos independientes con la información del color rojo, verde y azul respectivamente. Se ha creado una función (*mostrarPlanosRGB.m*) que muestre tres imágenes correspondientes a cada plano, en escala de grises (**Figura 27**). Con esto se puede observar visualmente las diferentes informaciones de color de la imagen y además determinar qué plano se seleccionará para la segmentación.

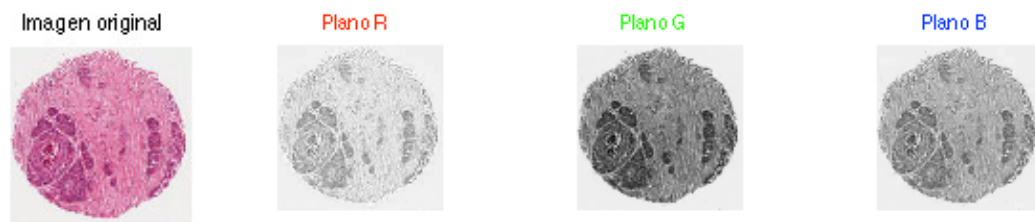


Figura 27. Imagen original de tejido de histología de pulmón en color y descomposición en sus tres planos RGB.

Por tanto, se puede ver que la imagen que tiene mayor diferencia de contraste entre el fondo y el tejido es la imagen de la componente verde, que será seleccionada para segmentar el fondo respecto del tejido. Además el plano rojo se usará para segmentar la metástasis respecto del tejido, ya que el tejido sin metástasis queda prácticamente del mismo color que el fondo por lo que será el plano más apropiado, ya que los tejidos con metástasis aparecen de un color más oscuro que cualquier otro píxel.

Paso 2: Segmentación del tejido respecto del fondo.

En este paso se crea una máscara para poder segmentar el tejido respecto del fondo mediante el método de umbralización automática de *Otsu*. Para esta segmentación se usa el plano verde de la imagen ya que es el que mejor contraste tiene entre el fondo y el tejido. Se utiliza en primer lugar la función de *graythresh* de Matlab para decidir de forma automática cuál es el umbral para la segmentación del tejido. Se muestra en la **Tabla 5** la descripción de la función *graythresh* de Matlab, para comprender mejor su utilización.

Tabla 5. Descripción de la función *graythresh* de Matlab.

graythresh	
Descripción general	Función que obtiene el umbral global de la imagen usando el método de <i>Otsu</i> . Es muy normal después de utilizar esta función convertir la imagen a binaria con el umbral obtenido para poderla segmentar con <i>im2bw</i> .
Sintaxis utilizada	$Umbral = graythresh(imagenOriginal)$ Pasando como parámetro en <i>imagenOriginal</i> una imagen con un solo plano. El umbral es un valor normalizado de intensidad entre $[0, 1]$.

Posteriormente se pasa la imagen a blanco y negro teniendo en cuenta el umbral. Los píxeles que superen el umbral seleccionado se pondrán de color blanco (el fondo) y los que sean inferiores a éste de color negro (el tejido) con la función *im2bw* (**Tabla 6**). Por último se invertirán estos valores para obtener las zonas de interés que se quieren segmentar, en blanco (el tejido) y facilitar la aplicación de determinadas funciones posteriormente.

Tabla 6. Descripción de la función *im2bw* de Matlab

im2bw	
Descripción general	Función que convierte una imagen (en color o escala de grises) a binaria mediante el método de umbralización. Esta binarización la realizará según el parámetro que se pase como umbral. En este caso será el obtenido anteriormente en la función <i>graythresh</i> . Este parámetro de umbral deberá estar normalizado en el rango [0, 1]. La imagen final tendrá valores de 1 para los píxeles cuya luminancia sea mayor que el umbral y de 0 para los que sea menor que el umbral.
Sintaxis utilizada	<i>ImagenBN = im2bw(umbralNorm, imagenOriginal)</i> Se pasa como parámetro en <i>imagenOriginal</i> una imagen con un solo plano. El umbral es un valor normalizado de intensidad entre [0, 1]. La imagen final obtenida binaria es <i>ImagenBN</i> .

Es posible que el tejido no se encuentre totalmente aislado y que al realizar la segmentación nos aparezcan restos fuera del mismo, dependiendo de la imagen seleccionada para procesar. En general los tejidos obtenidos con TMA se encuentran aislados y no es necesario eliminar partes ajenas al tejido. Solamente para la última de las imágenes de prueba ha sido necesario eliminar estos restos ajenos al tejido que se quiere examinar. Para eliminar estos restos no deseados se realizan una serie de procedimientos que serán detallados en el apartado 3.4 por haber sido muy utilizados en ese apartado y no resultar de especial interés en el apartado actual. Con esos procedimientos se eliminarán todos los objetos que no sean el de mayor área de la imagen, ya que se quiere segmentar solo el mayor tejido.

Además aunque ya se ha obtenido un tejido solamente, este tejido tiene numerosos puntos negros en su interior indeseados, ya que el tejido debería ser continuo. Por tanto, se rellenan estos puntos negros, para mejorar la calidad de la segmentación y se obtiene una máscara totalmente blanca en su interior, como se puede observar en la **Figura 28**. Este relleno se ha realizado con la función *imfill* de la toolbox de imagen, descrita en la **Tabla 7**.

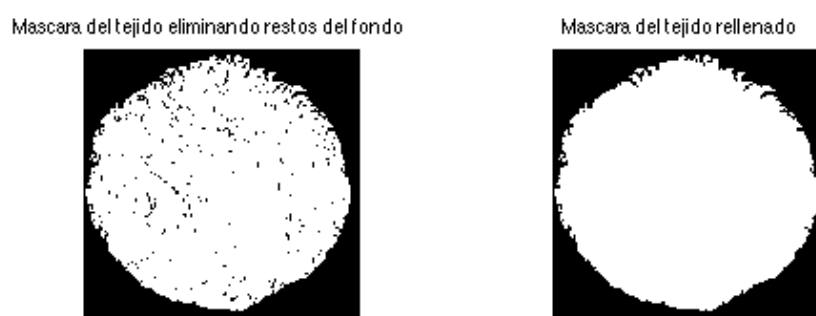
**Figura 28.** Segmentación del tejido sin y con relleno de los huecos interiores respectivamente.

Tabla 7. Descripción de la función *imfill* de Matlab.

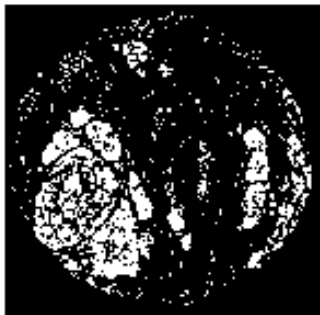
imfill	
Descripción general	Rellena los huecos que hay en la imagen binaria. Los huecos son entendidos por Matlab como un conjunto de píxeles de fondo (color negro) que no pueden ser alcanzados rellenando el fondo desde el borde de la imagen.
Sintaxis utilizada	<p>$ImagenBN2 = im2bw(imagenBN, 'holes')$.</p> <p>Se pasa como parámetro la imagen binaria en blanco y negro.</p> <p>Hay muchos tipos de sintaxis posibles pero aquí se muestra el utilizado para rellenar huecos en imágenes binarias, que se especifica con el parámetro 'holes'.</p> <p>Se obtiene finalmente la imagen <i>ImagenBN2</i>.</p>

Paso 3: Segmentación de las partes cancerígenas respecto del tejido.

En este paso se realiza la segmentación de las partes que tienen metástasis de la imagen. Se segmenta la imagen a partir del plano R ya que es el que tiene el mejor contraste entre la zona cancerígena y el resto de la imagen. El método de segmentación es al igual que al implementado en el Paso 2, el de umbralización por comparación de los valores de los píxeles. La única diferencia es que este paso no se realiza de forma automática, el usuario tiene que elegir el umbral de forma manual para tener mayor precisión en la segmentación de la metástasis, ya que hay partes que pueden ser consideradas como metástasis por el nivel de gris y no serlo. Con el umbral manual se facilita la elección de un umbral específico según el tipo de imagen, que pueda ser modificado mientras se está examinando.

Por tanto, se selecciona un umbral adecuado y posteriormente con la función *im2bw* se obtiene la imagen segmentada, tras normalizar el valor del umbral. El resultado se puede observar en la primera imagen de la **Figura 29** habiendo seleccionado un umbral de 189, adecuado para separa las partes más oscuras correspondientes a la metástasis. Además, se ha vuelto a aplicar la función *imfill* para mejorar la máscara del tejido rellenando los huecos.

Mascara de la metastasis con umbral: 189.0



Mascara de la metastasis con umbral: 189.0 yrellenado

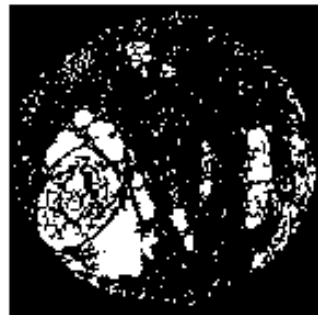


Figura 29. Máscara del tejido con metástasis sin y con rellenado con umbral de 189.

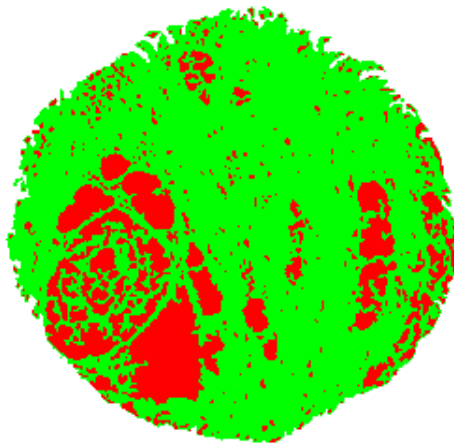
Paso 4: Determinación del porcentaje de metástasis y obtención de la imagen en falso color.

Por último se calcula el porcentaje de tumor o metástasis que tiene la muestra del tejido pulmonar seleccionada. Para ello se divide el número de píxeles distinto de cero de la máscara del tejido cancerígeno entre el número de píxeles distinto de cero de la máscara del tejido.

Posteriormente para mejorar la visualización final se pasa la imagen a falso color. Las zonas con tejido con tumores se mostrarán en rojo y las no infectadas en verde, como se puede ver en la **Figura 30**.

Con todo esto se puede concluir que con este algoritmo se consigue reducir de forma significativa la pérdida de tiempo en la detección de patologías de estos tejidos facilitando además un método para poder realizar la segmentación automática de estas imágenes.

Imagen con un porcentaje de metástasis en el tejido de: 23.5 porciento



Se muestra en rojo las zonas afectadas por la metástasis y en verde las no afectadas

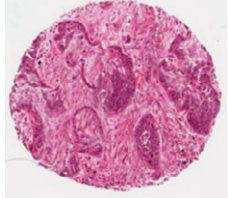
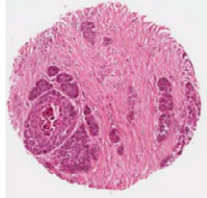
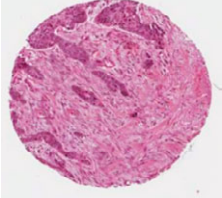
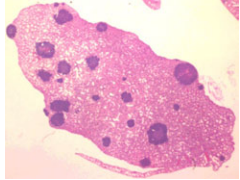
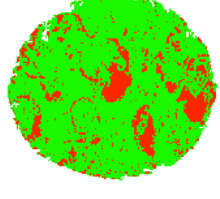
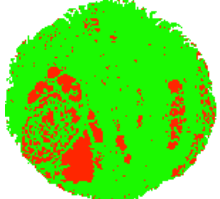
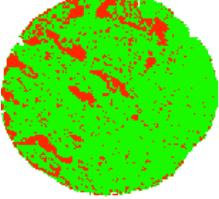

Figura 30. Imagen final obtenida en falso color. Se muestra en rojo las zonas con tumor

Resultados obtenidos

Posteriormente se han realizado pruebas del algoritmo con varias imágenes obtenidas de [20] para comprobar su correcto funcionamiento. Los resultados se muestran a continuación en la **Tabla 8**. Se puede observar que las imágenes tienen un porcentaje de metástasis aproximado alrededor del 18%. Los umbrales seleccionados para la correcta segmentación de la metástasis están entre valores de gris de 170 a 190. Esta metástasis además no se concentra solamente en una parte del tejido, sino que se extiende en pequeñas proporciones alrededor de éste.

Se puede concluir que gracias a esta técnica se ha conseguido automatizar la segmentación de tumores en imágenes de histología para agilizar el proceso de obtención de información a partir de las imágenes y se han conseguido resultados similares a los expuestos en [20].

Tabla 8. Resultados obtenidos de la segmentación de la metástasis en una imagen de histología de pulmón

	Imagen 1	Imagen 2	Imagen 3	Imagen 4
Imagen original				
Imagen en falso color				
Umbral	175	181	188	190
Porcentaje de metástasis	19,2 %	18,2 %	18,3 %	10,7 %

Implementación en GUIDE

Para facilitar la utilización de los algoritmos implementados se ha desarrollado una interfaz gráfica en la que se pueden cambiar los diferentes parámetros de la segmentación de los tumores de forma intuitiva. Se muestra en la **Figura 31** el diseño de ésta.

Esta interfaz se divide en dos partes. Una con la etapa de preprocesado y otra con la de procesado de la imagen. Se ha implementado un botón de “Abrir imagen” para poder ir al directorio donde se sitúa la imagen que se quiere examinar, otro de “Clear” para eliminar todos los datos y poder empezar desde cero el procesado y otro de “Ayuda” en el que se abre una ventana que explica el funcionamiento de la interfaz. En primer lugar se muestra la imagen que se ha seleccionado para procesar, y posteriormente las imágenes de los planos extraídos RGB en escala de grises, en la zona de **preprocesado**.

Posteriormente, en la parte de **procesado**, al pulsar el botón “Iniciar segmentación” se realiza la segmentación de la imagen. Primero se segmenta el tejido respecto del fondo con las técnicas automáticas explicadas anteriormente. Posteriormente se segmenta la metástasis introduciendo manualmente el valor de un umbral. Este valor por defecto está situado a 190. Se puede cambiar el umbral introduciendo el valor deseado en el campo “Umbral” o moviendo el slider que se encuentra debajo de la imagen. Al cambiar el valor del umbral se vuelven a realizar la segmentación con ese nuevo valor y se actualizan todas las imágenes automáticamente. Finalmente se visualiza en falso color la imagen segmentada con las partes cancerígenas del tejido en rojo y las no infectadas en verde. Además se muestra el porcentaje final obtenido de metástasis en el tejido a la derecha de la imagen final.

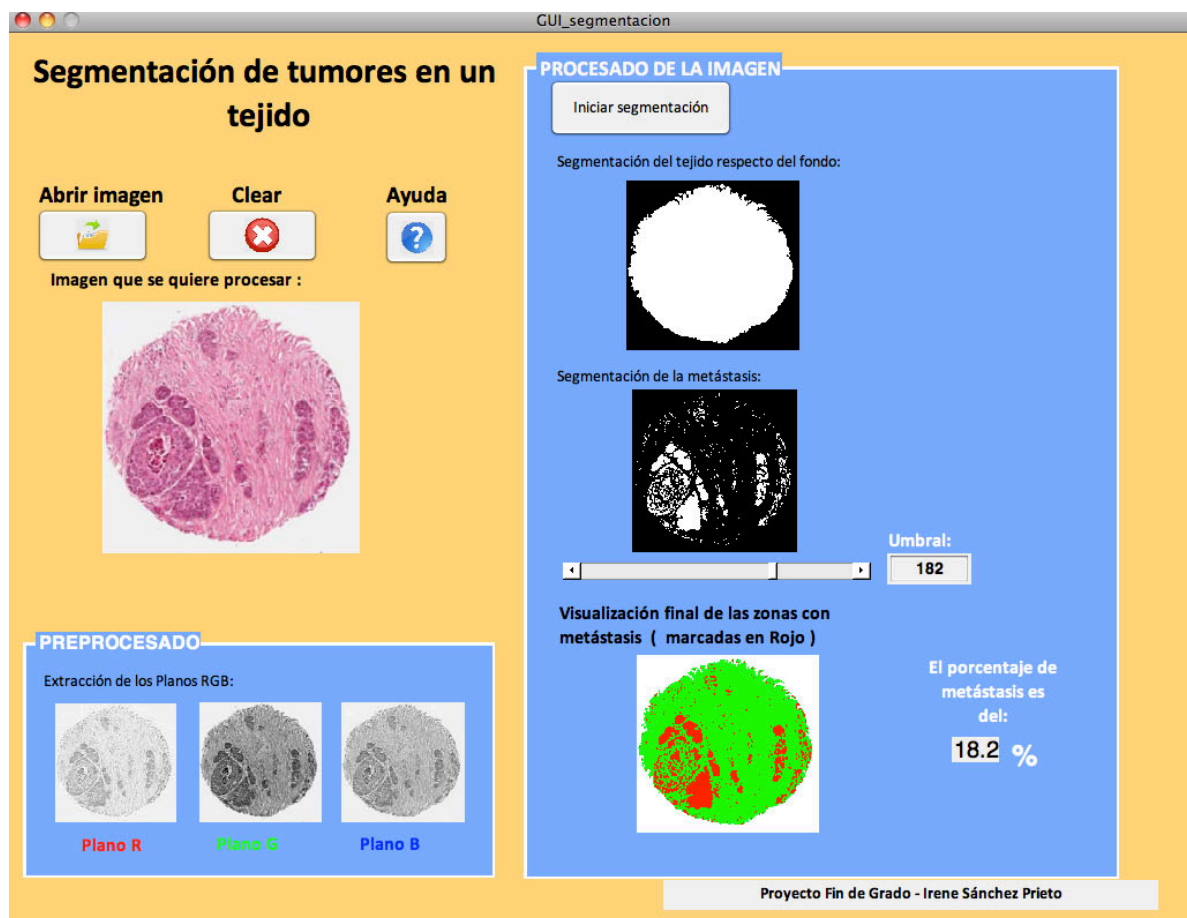


Figura 31. Diseño de la interfaz gráfica de la segmentación de los tumores.

3.2 Diagnóstico de las deformidades en la columna vertebral.

En este apartado se ha investigado sobre las aplicaciones del procesamiento de imágenes para ayudar en el diagnóstico de las deformidades de la columna vertebral. Para ello se ha creado un método de obtención del ángulo de Cobb, utilizado en el diagnóstico de la escoliosis.

Se desarrolló esta aplicación por ser un ejemplo muy útil de uso del procesamiento digital de imágenes para la obtención de información que ayude en los diagnósticos, ya que en función del ángulo obtenido se realizarán determinados tratamientos en el paciente que pueden variar de forma significativa. Además las imágenes usadas en este procesamiento se han obtenido mediante la técnica de rayos X, ya explicada en el apartado 2.2.

3.2.1 Fundamentos teóricos

En este apartado se describirán las aplicaciones del tratamiento digital de imagen en el diagnóstico y tratamiento de las **deformidades de la columna vertebral**, en concreto, de la escoliosis. Las deformidades de la columna son un grupo de enfermedades que se caracterizan por mostrar curvaturas de la columna vertebral fuera de los rangos que son considerados como normales. El caso más típico de deformación de la columna es la escoliosis, que se puede definir como curvatura lateral anormal de la columna vertebral que puede ir acompañada de rotación axial [22]. La mayoría de los casos de escoliosis se dan durante el crecimiento en la época adolescente. Es importante solucionar la escoliosis con tratamientos con o sin cirugía, ya que un aumento de ésta puede perjudicar en el funcionamiento de los órganos vitales.

Posteriormente se explican las **modalidades de imagen médica** usadas para poder realizar diagnósticos. La mayoría de las deformidades de la columna son visibles simplemente observando al paciente, sin embargo, para poder realizar un diagnóstico con buena precisión es necesaria la obtención de imágenes con determinadas técnicas. Las modalidades que se pueden utilizar son la radiografía con rayos X plana, la tomografía computarizada y la resonancia magnética. La más utilizada en centros clínicos de todo el mundo para la obtención de imágenes de las deformaciones de la columna y además, la más barata, es la radiografía plana [4].

Respecto a los **métodos clínicos** que se usan actualmente para la medida de la escoliosis, el más importante es el ángulo de Cobb. Este ángulo se mide en radiografías planas y corresponde con el ángulo que forman dos rectas: una dibujada a través de la vertebra superior del inicio de la curvatura, y la vertebra inferior del final de la curvatura, como se puede observar en la **Figura 32**. Se puede decir de forma general que para valores de este ángulo mayores a 50° se debe realizar cirugía para el tratamiento de esta enfermedad. Para valores desde 15° hasta 50° se usan corsés para su tratamiento y para valores menores a 15° se recomienda seguimiento semestral con radiografías de la evolución de la curvatura [23].

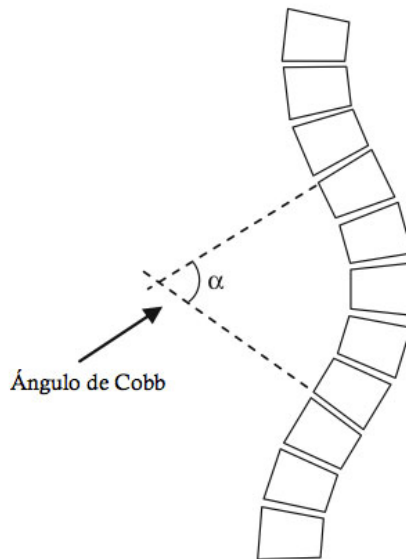


Figura 32. Método de medida del ángulo de Cobb
Fuente: [22]

Aunque este ángulo es muy usado para la ayuda al diagnóstico de la escoliosis por su gran simplicidad, tiene determinadas **desventajas**. Puede haber grandes variaciones en el ángulo obtenido en función de la vértebra que haya sido elegida como inicio de la curvatura, esto depende del especialista que esté haciendo la medida. Además las vértebras pueden aparecer borrosas en las imágenes, por lo que es posible que haya dificultad en la determinación de los límites de cada una de éstas. Por ello las desviaciones en las medidas manuales de dos ángulos realizados por la misma persona son de $5-7^\circ$ y si son medidos por personas diferentes de $6-8^\circ$. Estos errores en las medidas manuales son suficientemente grandes e influyen en la decisión del plan de tratamiento de la escoliosis, por lo que es necesario un método automático de obtención de este ángulo para **mejorar la fiabilidad** de la medida [22].

Gracias a las técnicas de **procesado digital** de la imagen se puede automatizar la obtención del ángulo de Cobb y así poder mejorar la precisión de la medida del ángulo. Con estos métodos se puede incluir en el procesado la totalidad de la columna y dejar al programa que con ese dato calcule el ángulo de forma prácticamente automática. Con esto se consigue evitar las grandes variaciones de medición en las medidas manuales y mejorar la decisión de los diagnósticos apropiados para las deformidades de la columna.

Ha habido muchos algoritmos desarrollados para ayudar al diagnóstico de la escoliosis. Algunos algoritmos utilizan la ayuda de los parámetros seleccionados por el usuario en la imagen y otros son totalmente automáticos. La gran ventaja de los algoritmos de procesado digital es que consideran la totalidad de la columna para el procesado, no solamente dos vértebras, como se hacía con el procesado manual. Para ello se ha implementado un algoritmo fusionando las partes que daban mejor resultado en [24] para la parte de aproximación de la curvatura de la columna y en [22] para la obtención del ángulo. El algoritmo explicado en [24] ha sido elegido para la obtención de la curva de la columna por ser uno de los que mejores resultados experimentales obtenía. Este algoritmo permite la selección de una región de procesado con el ratón. Se divide posteriormente en 8 partes trazando líneas verticales equidistantes en la imagen. En esta región se obtiene una curva que aproxime la curvatura de

la columna mediante aproximación polinómica para medir por último el ángulo de Cobb, según lo expuesto en [22].

La medida del ángulo de Cobb es el procedimiento más aceptado para la determinación de la gravedad de las lesiones de escoliosis. Reduce la curvatura en tres dimensiones de la columna a un único ángulo para facilitar el diagnóstico. En las medidas manuales realizadas de este ángulo se obtenían variaciones demasiado grandes en medidas sucesivas. Para resolver este problema se propuso el método de medida automática del ángulo de Cobb que permite aumentar la precisión de las medidas. Gracias a este método se ha conseguido la mejora en la precisión del ángulo y la reducción del tiempo de medida de éste respecto a las medidas manuales.

3.2.2 Implementación práctica

En este apartado se detallarán los pasos realizados para la implementación de la aplicación que permita obtener el ángulo de Cobb. En este apartado han sido de gran utilidad además de las funciones de procesamiento digital de la imagen, las funciones de la *toolbox* de estadística, como *polyfit* y *polyval*. Se explicarán con detalle las funciones de Matlab más importantes utilizadas en el desarrollo de la aplicación. Después se aplicará el algoritmo a varias imágenes para comprobar su efectividad y se detallará la interfaz gráfica implementada. Se han intentado conseguir imágenes con curvaturas diferentes de la columna, para comprobar el correcto funcionamiento del algoritmo para cualquier tipo de ángulo obteniéndolas de diferentes fuentes ([22], [23]).

Al igual que en el apartado anterior la implementación se ha dividido en la parte de preprocesado y de procesamiento. Como se puede observar en la **Figura 33** se ha dividido el análisis de la imagen en 8 pasos: paso de la imagen a blanco y negro y rotación a posición horizontal, división de la imagen en 7 partes, selección de dos puntos de intersección de cada línea con la columna, aproximación polinómica de la curvatura de la columna, obtención de los puntos de inflexión, determinación de las rectas normales y finalmente la visualización del ángulo en el punto de intersección de las rectas.

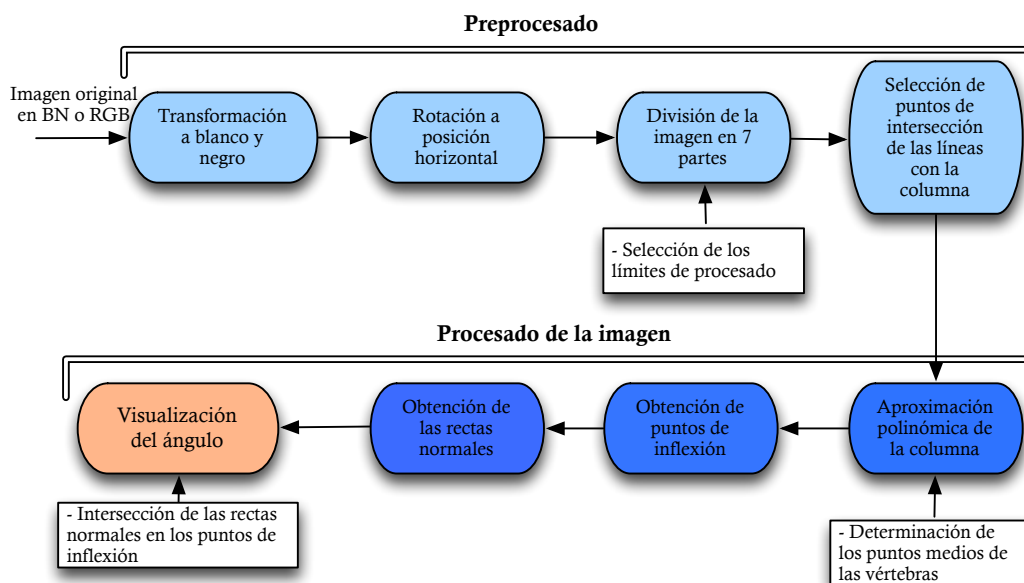


Figura 33. Diagrama de bloques de la obtención del ángulo de Cobb.

Paso 1: Transformación a blanco y negro.

En este paso en caso de que la imagen que se ha proporcionado no esté en blanco y negro, se pasa a blanco y negro, ya que en color con tres planos no puede ser procesada por este método. Se pasa a blanco y negro con la función creada *rgbabn.m*. Esta función obtiene la componente de luminancia (Y) de la imagen aplicando la ecuación (11) para los planos R,G,B de la imagen. También hay una función en la toolbox de Matlab llamada que realiza lo mismo que la anterior, *ImagenBN=rgb2gray(Imagen)*.

$$Y = 0.299 \cdot R + 0.587 \cdot G + 0.114 \cdot B \quad (11)$$

Paso 2: Rotación a posición horizontal.

En este paso, en caso de detectar que la imagen está en posición vertical, se coloca de forma automática sin necesidad de intervención del usuario, en posición horizontal para poder realizar su procesamiento. Esto se lleva a cabo con la función de Matlab *B=imrotate(Imagen, ánguloGrados)* que rota la imagen en dirección antihoraria, pasándole un ángulo de 90°.

Paso 3: División de la imagen en 7 partes.

Tras los pasos realizados anteriormente, ya se tiene la imagen correcta para empezar a realizar operaciones con ella. En primer lugar basándonos en lo expuesto en [24], se limita la región de procesamiento. El usuario seleccionará dos puntos que serán donde se encuentre la columna, ya que la imagen puede ser muy amplia y tener datos del cuerpo entero. Hay que tener especial cuidado en seleccionar toda la curvatura de la columna, ya que si no la aproximación polinómica posterior de la curvatura no se hace correctamente, porque no detecta los puntos de inflexión si no se selecciona la columna adecuadamente.

Por todo esto se seleccionarán **dos puntos límites** de la columna a la izquierda y derecha de la imagen respectivamente. Solo es necesario fijar la posición horizontal del punto límite, siendo la posición *y* indiferente ya que se creará una línea vertical que incluirá todas las coordenadas *y*. Para seleccionar puntos en una ventana de una gráfica de Matlab se usa la función *ginput* (Tabla 9), pero el problema fue que al implementar el algoritmo en la interfaz gráfica, esta función ya no valía porque no restringía el campo de selección de puntos a una imagen, estaba abierto a toda la ventana. Por ello, al implementar la interfaz gráfica se usó la función *getpts* (Tabla 10), para restringir el campo de selección de los puntos solamente a la figura en la que se quiere seleccionar los puntos.

Tabla 9. Descripción de la función *ginput* de Matlab.

ginput	
Descripción general	Función que permite seleccionar N puntos de los ejes actuales y devuelve las coordenadas x e y de los puntos en dos vectores (X e Y) de longitud N. Los puntos se introducen haciendo clic con el ratón en el sitio seleccionado.
Sintaxis utilizada	$[X,Y] = \text{ginput}(N)$ Siendo N el número de puntos que se quiere obtener y X e Y dos vectores de longitud N con las coordenadas de los puntos seleccionados.

Tabla 10. Descripción de la función *getpts* de Matlab.

getpts	
Descripción general	Función que permite seleccionar un número de puntos en una figura determinada. Devuelve las coordenadas x e y de los puntos en dos vectores X e Y. Los puntos se introducen haciendo clic con el ratón en el punto seleccionado y pulsando ENTER posteriormente para validar cada punto marcado o DELETE si lo queremos eliminar.
Sintaxis utilizada	$[X, Y] = \text{getpts}(FIG)$ Siendo <i>FIG</i> la figura en la cual se quieren seleccionar los puntos y X e Y los vectores que contienen las coordenadas de los puntos seleccionados.

Tras la selección de los dos límites de procesamiento (mostrados en rojo en la **Figura 34**). Se crean 8 líneas para delimitar las siete regiones de procesamiento equidistantes de la imagen como se indica en [24].



Figura 34. División de la imagen en 7 partes tras la selección de los límites de procesamiento.

Paso 4: Selección de los dos puntos de intersección de cada línea con la columna.

Posteriormente el usuario seleccionará de **izquierda a derecha** los dos puntos de intersección de cada una de las líneas divisorias con los bordes superior e inferior de las vértebras, como se muestra en la **Figura 35**. Estos puntos se seleccionan, al igual que en el apartado anterior con la función *getpts*. Tras seleccionar cada punto hay que pulsar **ENTER** o **DELETE** para validar o eliminar el punto. Además para mejorar la precisión del algoritmo se ha forzado la posición *x* de cada punto a una línea divisoria, por lo que si se selecciona de manera incorrecta un punto lejos de la línea divisoria, éste se moverá a la línea divisoria más cercana.

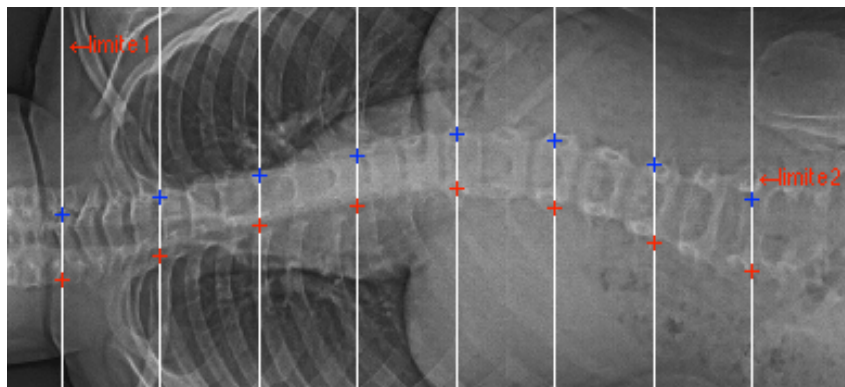


Figura 35. Selección de los puntos de intersección de las líneas divisorias.

Paso 5: Aproximación polinómica de la curvatura de la columna.

En este paso en primer lugar se calculan los puntos medios de las vértebras a partir de los bordes seleccionados en el apartado anterior. Con estos 8 puntos medios calculados, se obtiene posteriormente una curva que pase por esos 8 puntos medios, para así poder hallar después los puntos de inflexión. Esta curva ha sido obtenida mediante el procedimiento de aproximación polinómica de un conjunto de puntos a una curva con la función *polyfit* de Matlab (Tabla 11). Se ha aproximado la curvatura de la columna a una curva polinómica de grado 4 ya que era el grado con el que se obtenían resultados más similares a la curvatura de la columna (Figura 36).

Posteriormente para poder dibujar la curva de los coeficientes obtenidos con la función *polyfit*, se ha usado la función *polyval* (Tabla 12) que obtiene los valores del polinomio con los coeficientes obtenidos anteriormente.

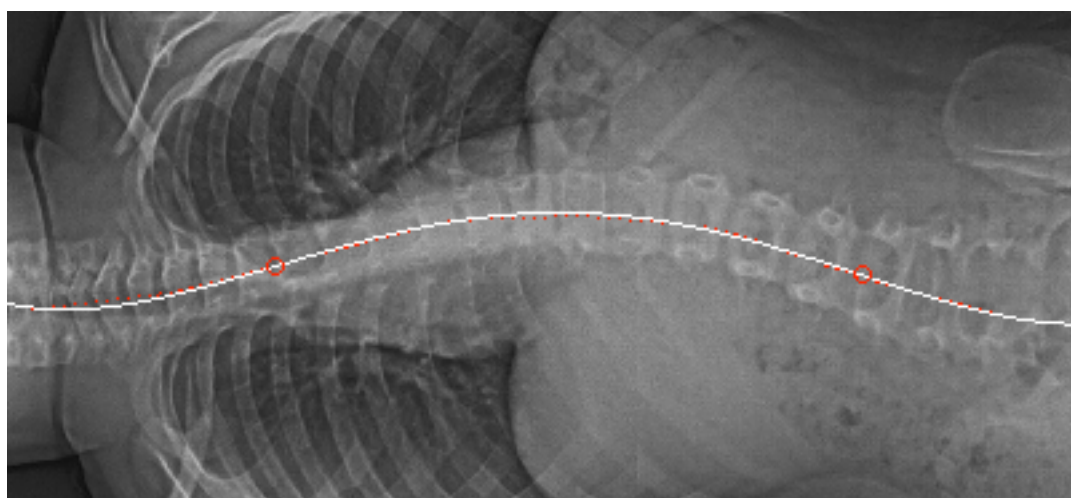


Figura 36. Aproximación de la columna a una curva de 4º grado.

Tabla 11. Descripción de la función *polyfit* de Matlab.

polyfit	
Descripción general	Función que obtiene los coeficientes de un polinomio de grado N que más se asemeja a los datos de X e Y por el procedimiento de mínimos cuadrados.
Sintaxis utilizada	$P = \text{polyfit}(X, Y, N)$ Siendo X e Y los vectores que contienen las coordenadas de los puntos, N el coeficiente del polinomio que se quiere obtener (en este caso 4) y P un vector fila que contiene los coeficientes del polinomio resultante en potencias descendentes.

Tabla 12. Descripción de la función *polyval* de Matlab

polyval	
Descripción general	Función que devuelve los valores del polinomio P evaluado en X. Si X es una matriz o un vector, el polinomio es evaluado en todos los puntos de X.
Sintaxis utilizada	$Y = \text{polyval}(P, X)$ Siendo P los coeficientes obtenidos con <i>polyfit</i> y X los puntos en los que se quiere evaluar el polinomio. Se obtiene un vector Y con los valores resultantes.

Paso 6: Obtención de los puntos de inflexión.

Se deriva dos veces el polinomio obtenido de cuarto grado mediante la función *diff* de Matlab y se buscan los puntos donde la segunda derivada es cero, es decir, los puntos de inflexión. Estos puntos se obtienen con la función de Matlab *solve*. Se deberán obtener dos puntos de inflexión de la curva dibujada para poder obtener el ángulo posteriormente. Estos puntos de inflexión se han mostrado como círculos rojos en la **Figura 36** de la página anterior.

Paso 7: Obtención de las rectas normales en los puntos de inflexión.

Se calculan las rectas normales a las rectas tangentes en los dos puntos de inflexión obtenidos de la curva. Para ello se calcula en primer lugar las coordenada y de los puntos de inflexión a partir de las coordenadas x . Posteriormente se calcula el valor del polinomio derivado una vez en el punto x , que es el punto de inflexión obtenido. Este valor obtenido será la pendiente de la recta tangente en el punto de inflexión.

Se sabe que la relación de pendientes entre dos rectas normales es la que se muestra en (12). Por lo que con el valor de la pendiente de la recta tangente se podrá deducir el valor de la pendiente de la recta normal en ese punto. Además con la ecuación de la recta en punto pendiente (13), se podrán obtener las ecuaciones de las rectas normales, siendo x_0 e y_0 los puntos de inflexión y m las pendientes de las rectas normales en ese punto. Estas rectas normales son las que se muestran en rojo en la **Figura 37**.

$$m_{\text{recta tangente}} \cdot m_{\text{recta normal}} = -1 \quad (12)$$

$$y - y_0 = m (x - x_0) \quad (13)$$

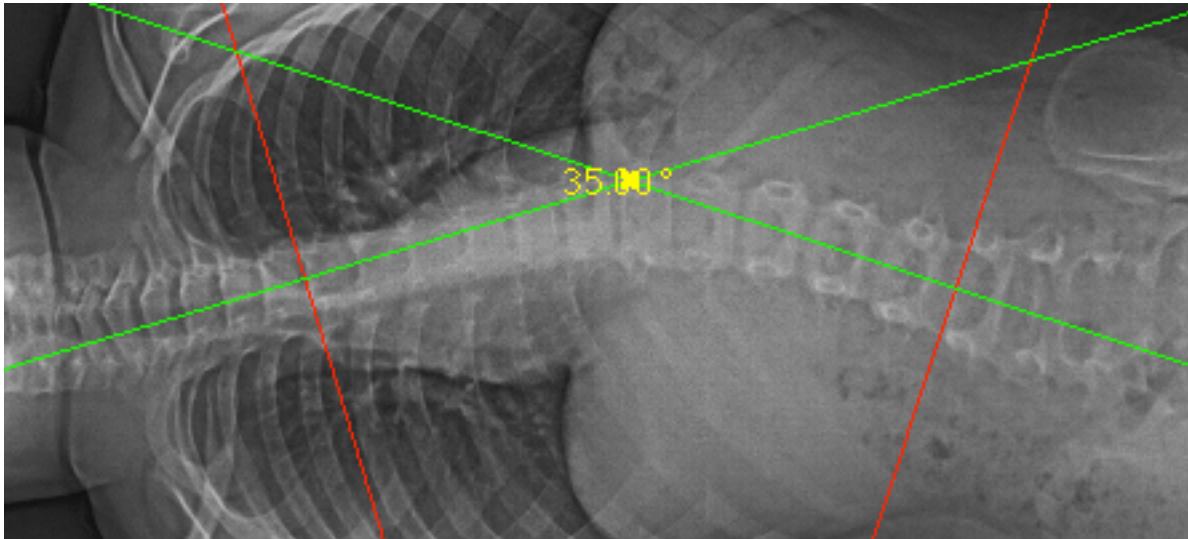


Figura 37. Visualización del ángulo de Cobb calculado.

Paso 8: Visualización del ángulo en la intersección de las rectas.

Posteriormente en un último paso se calcula el ángulo de Cobb. Este ángulo es el que se forma en la intersección de las dos rectas rojas, normales a la curvatura de la columna en los puntos de inflexión. Como en muchos casos estas rectas rojas se cortan fuera de la imagen, para facilitar la visualización se halla el ángulo de Cobb equivalente. Calculando las rectas

perpendiculares a las anteriores, es decir, calculando las rectas tangentes en los puntos de inflexión, se obtiene por trigonometría que el ángulo formado por estas rectas tangentes (mostradas en color verde en la **Figura 37**) es equivalente al ángulo formado en las rectas normales (mostradas en color rojo). Aplicando esto, se hallará el ángulo de Cobb, aplicando la fórmula de ángulo entre dos rectas (14), siendo u , v los vectores directores de las dos rectas, respectivamente.

$$\cos(\widehat{r,s}) = \frac{|u \cdot v|}{|u| \cdot |v|} \quad (14)$$

Este ángulo se muestra en la imagen en el punto de intersección de las rectas, como se puede observar en la **Figura 37**.

Resultados obtenidos

Posteriormente se han realizado pruebas del algoritmo con varias imágenes para comprobar su correcto funcionamiento. Los resultados se muestran a continuación en la **Tabla 13**. En primer lugar se muestran las imágenes originales que han sido tratadas. En la siguiente fila se muestran las imágenes con la aproximación polinómica de la curvatura de la columna realizada en Matlab, tras la selección de la región de procesado y de las intersecciones de las líneas con la columna. Esta curva de aproximación se muestra en verde, junto con dos puntos marcados en rojo que son los puntos de inflexión calculados. Posteriormente se muestran visualmente los diferentes ángulos obtenidos (especificados en la intersección de las rectas verdes).

Además se detalla en la última fila de la tabla la desviación estándar de las medidas de los ángulos en cada imagen tras la realización de 10 medidas en cada imagen. Se puede observar que la desviación estándar obtenida en 10 medidas del ángulo es menor para la menor desviación de la columna. Este aspecto se corresponde con lo lógico, ya que cuanto menor es la desviación, mejor será la aproximación polinómica de la curva, por lo que la medida del ángulo será más exacta.





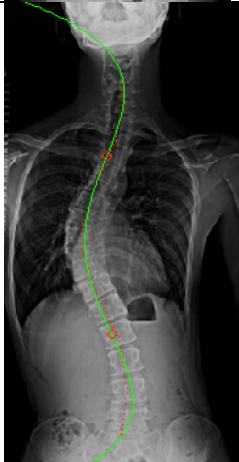
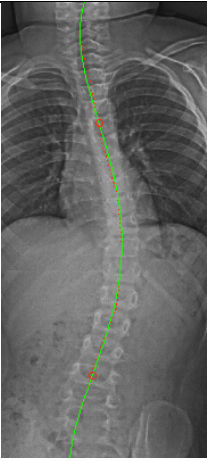
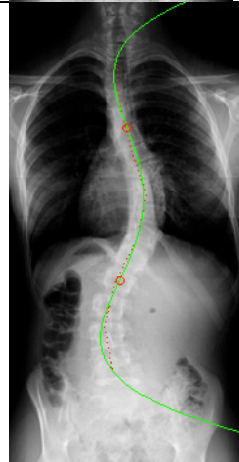
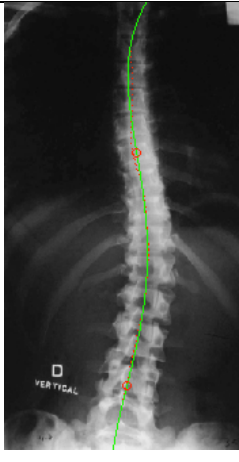
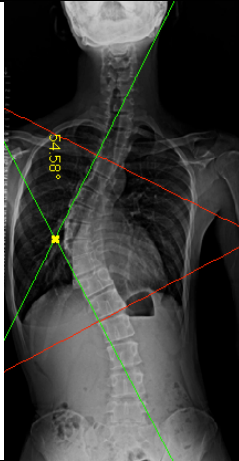
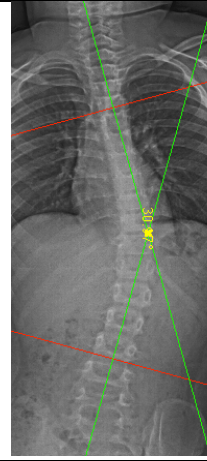
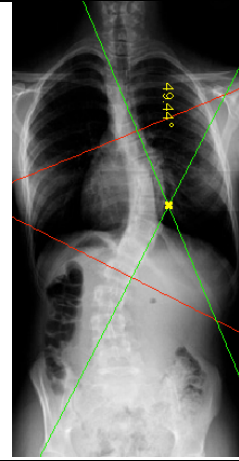
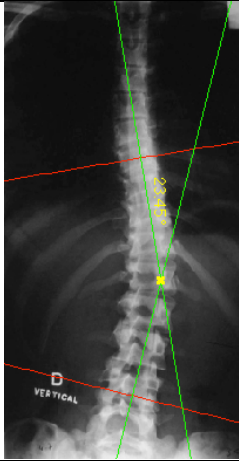
Hay que destacar que las desviaciones en las medidas son causadas por las diferentes selecciones de regiones de procesado de las imágenes, aspecto necesario debido a que se ha diseñado la aplicación para poder tratar todo tipo de imágenes con varios tamaños. Sin embargo, se mejoraría la precisión del ángulo señalando siempre la misma región de procesado, aspecto que sería factible si siempre se dispone de imágenes con los mismos tamaños.

Es importante también comentar que al seleccionar la región de procesado se deberá tener especial cuidado en incluir de forma amplia la curvatura que se quiere analizar, ya que si se selecciona una región muy estrecha, la medida puede no funcionar correctamente al no encontrar puntos de inflexión en la curva.

Por último se destaca que gracias a este método se ha conseguido el objetivo inicial: reducir la variabilidad entre medidas consecutivas del mismo ángulo. Se puede ver que tras la realización de varias medidas se ha conseguido una variación entre ellas de 1 a 3° con el método implementado, mientras que el con el método manual se tienen variaciones de 5-7°, que son mucho mayores que las obtenidas con el método implementado. Por todo esto se puede concluir que las medidas realizadas mediante el método implementado son más fiables

que las manuales. Además esta variabilidad en las medidas se podría reducir más en el caso de seleccionar regiones de procesamiento fijas siempre para el mismo tipo de imagen.

Tabla 13. Resultados obtenidos de la medida del ángulo de Cobb en radiografías.

	Imagen 1	Imagen 2	Imagen 3	Imagen 4
Imagen original				
Aproximación de la curvatura				
Visualización del ángulo				
Ángulo obtenido	54,58°	30,07°	49,99°	23,45°
Desviación estándar	2,64°	2,09°	1,40°	1,21°

Implementación en GUIDE

Posteriormente se ha implementado este algoritmo en la interfaz gráfica de Matlab con *GUIDE* para facilitar su uso. Se muestra el diseño de ésta en la **Figura 38**.

Se divide también en parte de preprocesado y parte de procesado. Al igual que en todas se han implementado los botones de “Abrir imagen”, “Clear” y “Ayuda”.

En primer lugar se muestra la imagen que se ha seleccionado para procesar,. Posteriormente en la zona de **preprocesado** se vuelve a mostrar la imagen y es aquí donde es necesaria la interacción con el usuario mediante la realización de los siguientes pasos:

1. Marcar con el ratón los dos puntos (a la izquierda y a la derecha respectivamente) que se van a considerar como límites de procesado. Al marcar estos puntos se deberá de tener en cuenta que hay que incluir toda la curvatura de la columna, es decir, hacerlo como se muestra en la **Figura 38**. Hay que tener en cuenta que por la implementación usada (y explicada en el apartado anterior) es necesario pulsar ENTER para validar cada punto después de marcarlo con el ratón. Tras seleccionar los límites aparecerán 8 líneas divisorias en la imagen.
2. Marcar con el ratón de izquierda a derecha los puntos de corte de los bordes de la columna con cada una de las 8 líneas divisorias mostradas. Se pulsará como antes, ENTER después de cada punto. Será indiferente si se pulsa primero el punto de corte de arriba y luego el de abajo o viceversa.

Una vez realizados estos pasos, se puede ir a la parte de **procesado**. Al pulsar el botón “Calcular ángulo” se obtiene el ángulo de Cobb equivalente. En primer lugar se muestra en la primera imagen la aproximación de la curvatura de la columna a una curva polinómica con los puntos de inflexión marcados en rojo. En la segunda imagen se muestra el ángulo obtenido, siendo éste el menor en la intersección de las dos líneas verdes. Al final se muestra el ángulo con mayor precisión para no tener problemas en caso de que no se visualice correctamente en la imagen por características determinadas de ésta.



Figura 38. Diseño de la interfaz de cálculo del ángulo de Cobb.

3.3 Obtención de la MTF de una cámara de rayos gamma

En este apartado se ha desarrollado un algoritmo que permita evaluar la calidad de las imágenes de una cámara de rayos gamma. Esta calidad se valora mediante la obtención de la gráfica de la MTF (*Modulation Transfer Function*) medida en los bordes de una placa. Se desarrolló esta aplicación por ser la MTF una gráfica muy usada en el ámbito de la imagen médica para poder medir la calidad de las imágenes que se obtienen. En este caso se medirá la MTF de una cámara de PET de medicina nuclear, cuyo funcionamiento fue explicado en el apartado 2.2.3.

3.3.1 Fundamentos teóricos

La **calidad de la imagen** es un concepto muy genérico que se puede aplicar a todo tipo de imágenes. El término calidad es un término subjetivo que será dependiente de la aplicación para la que se quiere usar la imagen. En el ámbito de la imagen médica, la medida de la calidad de las imágenes se relaciona con la utilidad de realizar un diagnóstico con esa imagen, por lo que es muy importante establecer un conjunto de medidas objetivas para poder determinar la calidad éstas [6]. Es importante que la calidad de las imágenes sea lo suficientemente alta como para poder realizar un diagnóstico adecuado con ellas y detectar los problemas que puedan tener. En este apartado en particular se mide la calidad de imagen que se puede obtener con una cámara de rayos gamma de PET o SPECT mediante la **obtención de la MTF**. La obtención de la MTF de una cámara de PET es un método común de evaluación del funcionamiento de los sistemas y de control de la calidad [25].

En una situación ideal una cámara de rayos gamma debería producir imágenes que estuviesen limitadas por la resolución de píxeles del detector. Sin embargo, esta suposición está muy alejada de lo que pasa en la realidad, porque normalmente las cámaras de rayos gamma tienen determinadas limitaciones que emborronan y **deterioran la calidad** de la imagen. Hay muchos factores que contribuyen a reducir la calidad de las imágenes de cámaras de rayos gamma: ruido, superposición tridimensional, pérdida de la resolución con la distancia, dispersión de la radiación, movimientos del paciente, atenuación de los fotones... pero todos estos deben ser reducidos al máximo para poder obtener una buena calidad.

Los principales aspectos medibles de la calidad de una imagen son: el contraste, la resolución espacial, y el ruido, definidos en el apartado 2.1, y resumidos a continuación. El **contraste** (diferencia de valores de gris entre dos regiones cercanas de una imagen) obtenido en una imagen es el resultado de un conjunto de pasos diferentes que ocurren durante la adquisición, procesamiento y visualización de las imágenes, pero se valorará después de todos estos pasos, es decir, se valorará el contraste del resultado final. En la medicina nuclear el contraste se refiere de forma específica a la habilidad de visualizar diferencias en la densidad de actividad radioactiva detectada [6]. Hay que destacar que en medicina nuclear el factor que más contribuye a la pérdida de contraste en las imágenes es la superposición tridimensional de los órganos del paciente.

Además del contraste, otro parámetro muy importante es la **resolución espacial** que se define en las cámaras de rayos gamma como la “habilidad de reproducir los detalles de una distribución no uniforme de isótopos radioactivos” [25]. Este parámetro depende principalmente del tamaño de los píxeles del detector y es muy importante para poder obtener una imagen adecuada de la distribución de radiofármacos en el paciente. Para poder medir la calidad de la cámara de forma general se deberán obtener medidas de la resolución espacial y del contraste, dos características de la cámara que permiten ser medidas de forma simultánea con la MTF pues ésta relaciona las pérdidas de contraste que tenemos en la imagen a lo largo de un rango de frecuencias espaciales, es decir, se podrá deducir cuál podrá ser el tamaño mínimo de un objeto para que pueda ser detectado con un contraste adecuado.

En las imágenes se tienen **frecuencias espaciales** que se miden en pares de líneas por milímetro o ciclos por milímetro. Se puede decir que son una manera diferente de describir el tamaño del objeto. Así por lo tanto si un objeto tiene un tamaño de $\Delta = 50 \mu\text{m}$ a lo largo, la frecuencia espacial de este objeto correspondería según la ecuación (15) con 10 lp/mm o ciclos/mm [6]. En general las frecuencias espaciales bajas corresponden a objetos grandes de las imágenes, mientras que las altas se corresponden con los bordes o detalles.

$$F = \frac{1}{2\Delta} \quad (15)$$

Posteriormente se explica el procedimiento de **obtención de la imagen** con la que se va a estimar el MTF de la cámara, que obtuve personalmente en el hospital de la Universidad de New Mexico. Se generará una imagen con una cámara PET en formato DICOM, de un bloque de plomo con bordes uniformes bien definidos colocando encima de éste una fuente uniforme de radiación del isótopo radioactivo inestable 57-Co. Se muestra un esquema de la colocación en la **Figura 39**. Se captura la imagen durante un periodo de 5 minutos. Los píxeles de la imagen obtenida contendrán el número de recepciones de radiación detectado en una porción determinada del cristal de centelleo. Como se explica en [26] se coloca el bloque de plomo de forma no paralela a una columna de píxeles del equipo para obtener una medida más real de la MTF.

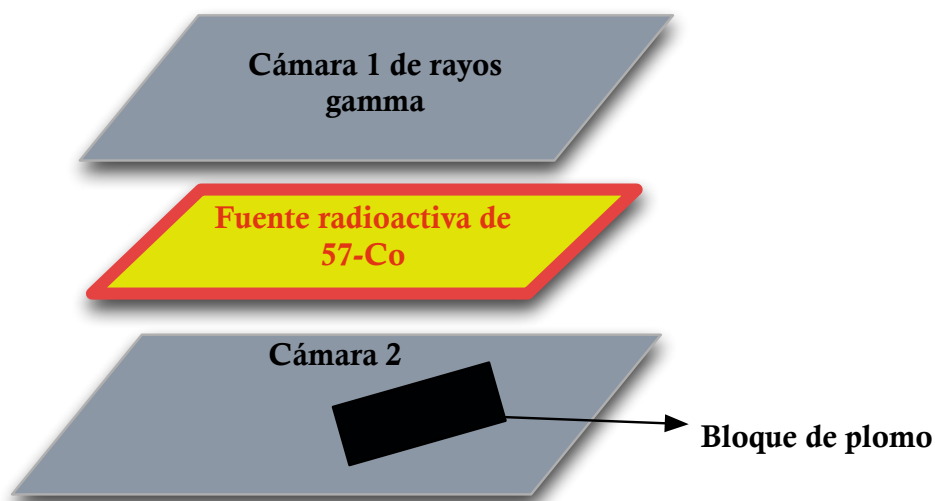


Figura 39. Colocación del bloque de plomo y la fuente radioactiva para la obtención de la imagen

El algoritmo de **obtención de la MTF** de la cámara de rayos gamma se ha realizado basándonos en el algoritmo implementado en [26] para una cámara de rayos X utilizando un bloque de plomo de prueba con bordes definidos rectos. Primero se selecciona una **ROI** (región de píxeles de interés) adecuada que represente la transición del borde del bloque de plomo de forma completa, ya que no se deben utilizar todos los píxeles de la imagen, pues se obtendría una imagen muy ruidosa debido a la dispersión de los rayos gamma. La ROI seleccionada deberá incluir un borde recto vertical, no una esquina ni bordes horizontales. El primer paso es la obtención de la línea del borde. Una vez que se sabe cuál es el borde del objeto hay que calcular la **ESF** (*Edge Spread Function*), que se obtiene representando las transiciones entre los mayores y los menores valores de brillo de los píxeles en función de la distancia de éstos al borde del bloque. Este método calcula en primer lugar la ESF usando el bloque de prueba descrito anteriormente. La ESF es la respuesta del sistema de obtención de imágenes al dispositivo de ensayo, como se puede observar en la **Figura 40**. Con esta gráfica se puede obtener una idea de las propiedades de difuminado y emborronamiento del sistema.

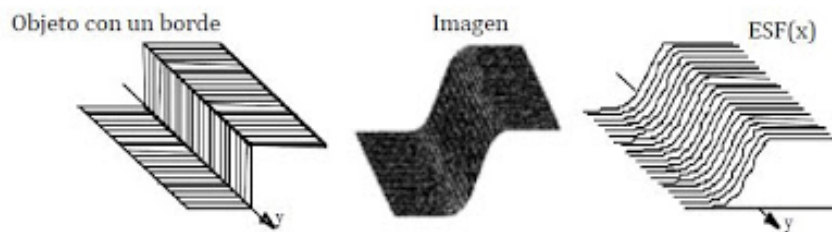


Figura 40. Gráfica de la ESF

Después se calcula la **LSF** (*Line Spread Function*) que describe la respuesta de un sistema de imagen a un estímulo lineal. Ésta se obtiene mediante la derivación de la ESF, cuya gráfica se muestra en la **Figura 41**.

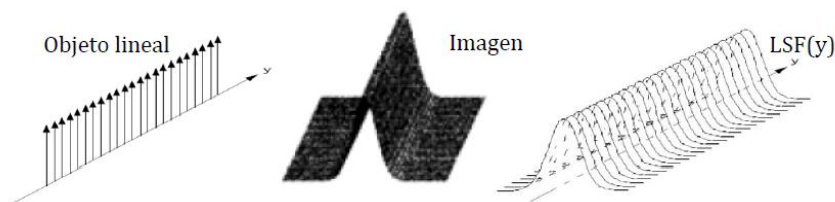


Figura 41. Gráfica de la LSF

Por último se calcula la **MTF** haciendo la **Transformada de Fourier de la curva LSF**. Como se puede observar en la **Figura 42** esta función relaciona la frecuencia espacial (ciclos/mm) de las señales que han entrado al sistema de imagen con la amplitud de salida normalizada de éstas. Por ello se puede deducir que cuando mayor es la frecuencia espacial (objetos pequeños o detalles de la imagen) mayor pérdida de contraste se tiene en el sistema, como es de suponer, ya que a la salida del sistema de imagen se obtiene mucha menor amplitud que a la entrada cuanto mayor es la frecuencia de las señales de entrada.

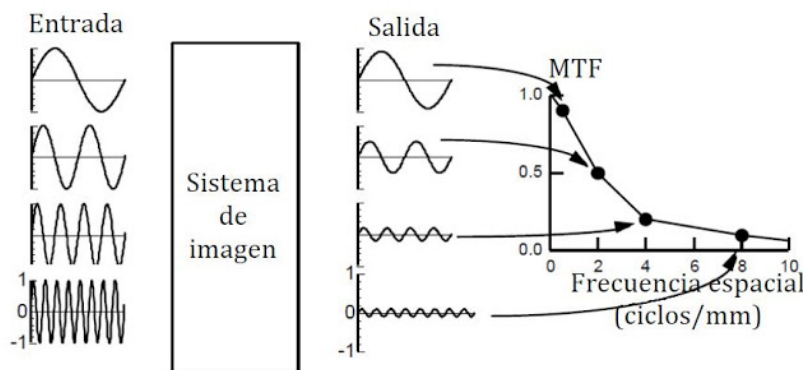


Figura 42. Obtención de la gráfica de la MTF

3.3.2 Implementación práctica

En este apartado se explican los pasos realizados en el desarrollo de la aplicación que obtiene la MTF de un sensor PET a partir de la imagen patrón. Posteriormente se mostrará la interfaz gráfica implementada.

Como anteriormente, la implementación se ha dividido en la parte de preprocesado y de procesado. Como se puede observar en la **Figura 43** se ha dividido el análisis de la imagen en 4 pasos: selección de la región de interés, obtención de la ESF, obtención de la LSF tras derivar la ESF y obtención por último de la MTF mediante el cálculo de la transformada de Fourier de la LSF.

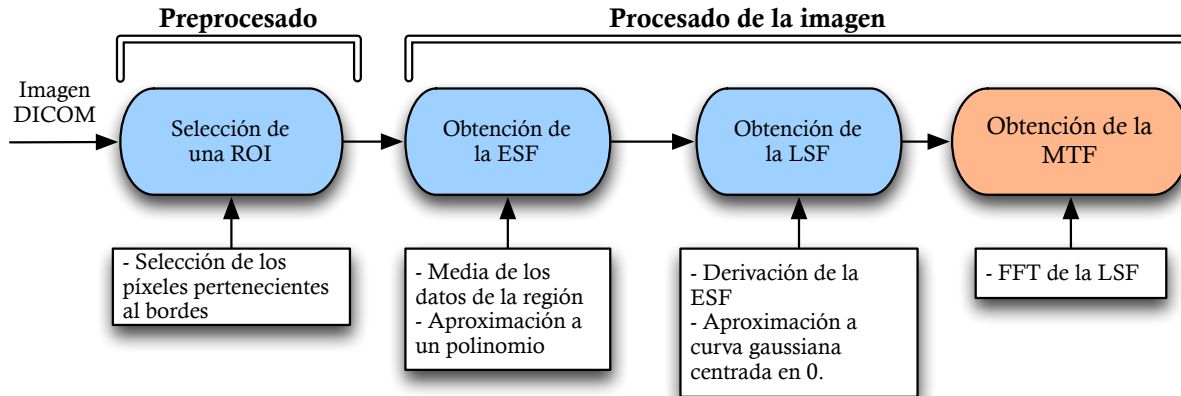


Figura 43. Diagrama de bloques de la obtención de la MTF.

Paso 1: Selección de una ROI

En este primer paso se lee la imagen, el usuario selecciona una ROI en ella y se obtienen los píxeles del borde del objeto.

La imagen que se procesa corresponde con el formato estandarizado de las imágenes médicas, DICOM. Para poder realizar el tratamiento con estas imágenes el software Matlab tiene incluidos un conjunto de funciones para poder leer, escribir y obtener información de las imágenes médicas en formato DICOM. En este caso se utilizó la función *dicomread* para poder leer la imagen deseada (Tabla 14). Como se ha mostrado en la **Figura 39**, se han obtenido dos imágenes, una con cada cámara del equipo PET. Como estas dos imágenes se guardan en un mismo fichero con dos *frames* correspondientes a cada imagen, se ha obtenido

mediante el comando *dicomread* el segundo *frame*, que es el que contiene la imagen que se quiere tratar.

Tabla 14. Descripción de la función *dicomread* de Matlab.

dicomread	
Descripción general	Función lee los datos de la imagen DICOM especificando el nombre del fichero que contiene la imagen.
Sintaxis utilizada	$x = \text{dicomread}(\text{NombreArchivo}, 'Frames', V)$ Lee de la imagen <i>NombreArchivo</i> solamente el <i>frame</i> especificado en el vector <i>V</i> . Este valor de <i>V</i> debe ser un entero o escalar.

Posteriormente el usuario deberá seleccionar un punto correspondiente al borde mediante *getpts* donde se quiera obtener la ROI cuadrada de 20x20 píxeles. Tras seleccionar el punto y pulsar ENTER, se mostrará un cuadrado rojo, que muestre la región que ha sido seleccionada. Si este punto no se ha seleccionado correctamente porque no incluye al borde, se moverá la ROI a la derecha o hacia la izquierda hasta obtener una región en la que el borde se encuentre aproximadamente en la mitad de la imagen, como en la **Figura 44**. Por último se mostrará en detalle la ROI seleccionada.

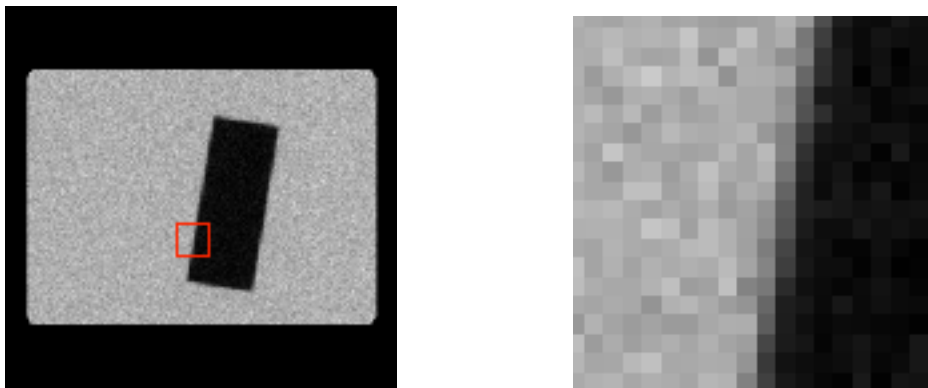


Figura 44. Selección de la ROI para el procesamiento de la MTF. Detalle de la ROI.

Por último en cada línea de la ROI se busca el píxel que se considera el borde del objeto. Se busca un valor equidistante entre los dos extremos de grises de la imagen, que se puede considerar binaria. Esos dos niveles representan el fondo que registra mucha radiación y la placa que en la práctica es opaca. El valor de un píxel del bloque de plomo en nuestro caso es inferior 25, y el valor de uno del exterior suele ser mayor a 65, por lo que para determinar el borde se elegirá un valor intermedio entre 25 y 65 que represente la transición entre estos dos extremos.

Paso 2: Obtención de la ESF

En este paso se calcula la ESF (*Edge Spread Function*) que es la respuesta del sistema de captación al bloque de plomo.

El detector tiene un tamaño 614x614 mm con 256x256 píxeles según la información de la cabecera, por lo se tendrán píxeles cuadrados de 2,5mm. Para obtener la gráfica se calcula en primer lugar la distancia de cada uno los píxeles de la ROI al píxel que se considera como borde, sabiendo que cada píxel tiene 2,5 mm de lado. Estos valores se muestran en una gráfica (**Figura 45**) en la que en eje *x* se sitúa la distancia de los píxeles al borde en mm y en el eje *y* el valor del nivel de gris de los píxeles que se encuentran en esa distancia (puntos mostrados en

rojo en la **Figura 45**). Se procesa una ROI de 20x20 píxeles, es decir, 400 puntos, por lo que para dibujar la ESF se hace la media de los puntos que están a la misma distancia del borde para obtener solamente un valor y poder suavizar y dibujar la gráfica con mayor claridad (línea verde de la media de los puntos en la **Figura 45**).

Para poder obtener la expresión matemática de la curva de la media de los puntos, se ha realizado una aproximación polinómica, con la función *polyfit* explicada anteriormente, por ser el método con mejores resultados obtenidos dentro de los que se detallan en [26]. Con ello se ha obtenido la curva mostrada en azul en la **Figura 45**.

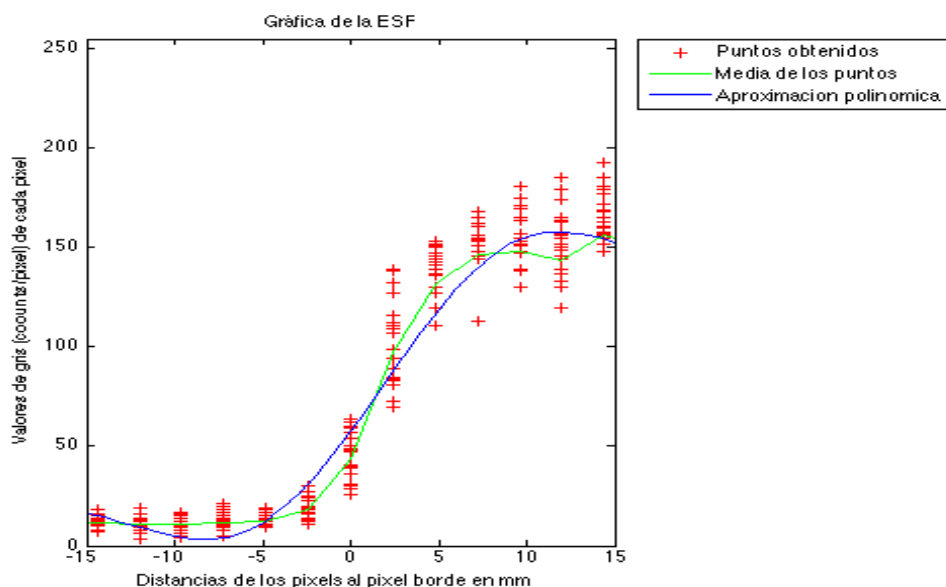


Figura 45. Gráfica de la ESF

Paso 3: Obtención de la LSF

Seguidamente, se calcula la LSF (*Line Spread Function*) que es la curva obtenida tras la derivación de la curva polinómica de la ESF. Tras derivar el polinomio obtenido anteriormente mediante la función *polyder* se obtienen los datos mostrados en azul en la **Figura 46**. Para suavizar esta curva derivada y obtener mejor precisión en la MTF final, se aproxima ésta a una curva gaussiana mediante el comando *fit* de Matlab (**Tabla 15**), eligiendo el parámetro '*gauss1*' (mostrada la gaussiana en rojo en la **Figura 46**).

Tabla 15. Descripción de la función *fit* de Matlab.

fit	
Descripción	Función que ajusta los datos a una curva determinada.
Sintaxis utilizada	$FO = \text{fit}(X, Y, ft)$ X deberá ser un vector columna con las coordenadas x de los datos. Y deberá ser un vector columna con las coordenadas y de los datos. ft deberá ser un <i>string</i> que especifique el modelo al cual se quieren ajustar los datos, en este caso se usará el <i>string</i> ' <i>gauss1</i> '.

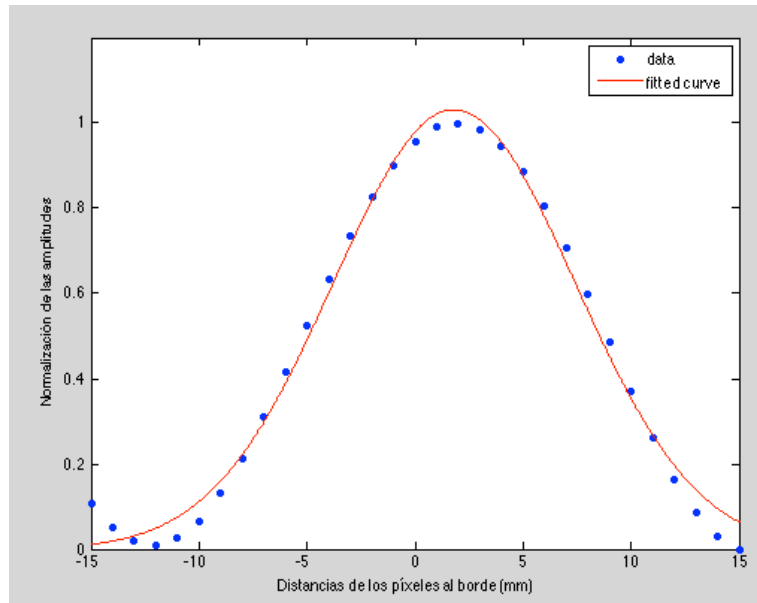


Figura 46. Aproximación de los datos obtenidos a una curva gaussiana

Posteriormente se centra la curva gaussiana normalizada en el cero, ya que es necesario para la posterior obtención de la MTF correctamente en la frecuencia normalizada a cero, al igual que se realiza en [26]. El resultado se puede observar en la **Figura 47**.

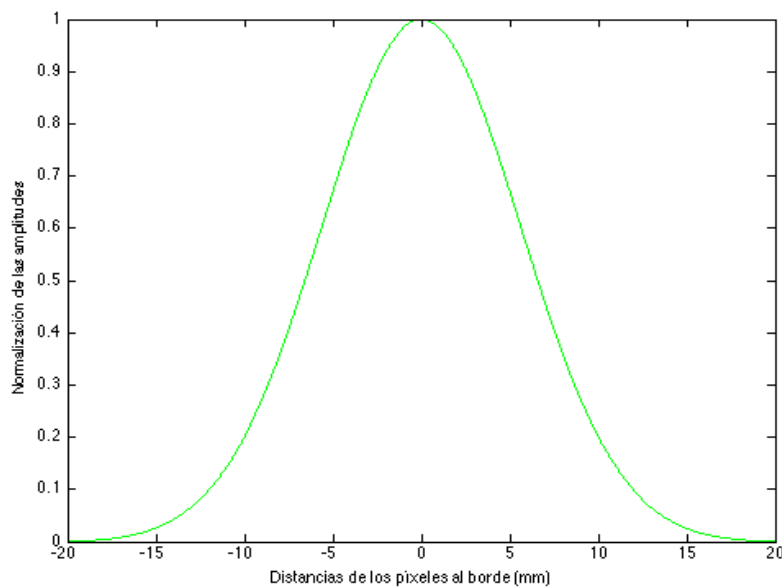


Figura 47. Obtención de la gráfica final del LSF.

Paso 4: Obtención de la MTF

Finalmente se realiza la FFT (*Fast Fourier Transform*) de la última curva LSF gaussiana centrada en el cero, para poder obtener la MTF. La implementación de la FFT de 1024 puntos se ha realizado basándose en el método de Matlab expuesto en [27] para la correcta realización de la transformada de Fourier mediante el uso de la función de Matlab *fft*, usando la ecuación (16).

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-2\pi jnk/N} \quad (16)$$

Posteriormente se normaliza la gráfica de la MTF para facilitar su interpretación. Como es de esperar la MTF se acerca a 0 en la frecuencia de Nyquist que es la frecuencia de corte del sistema, es decir, el límite superior de frecuencias a partir del cual es imposible distinguir los detalles (diferencias en los valores de gris o contraste) de la imagen [28]. Esta frecuencia de Nyquist está determinada por el tamaño de los píxeles del detector según la ecuación (17), siendo pp el pixel pitch, es decir, el tamaño del píxel. Por tanto en este caso al tener un tamaño de píxel de 2,4 mm, la frecuencia de Nyquist será de 0,83 ciclos/mm[26].

$$f_{nyquist} = \frac{1}{pp/2} \quad (17)$$

Como se puede ver en la **Figura 48** la MTF obtenida empezará en la frecuencia espacial cero, representando en ese caso el 100% de habilidad para la visualización de objetos grandes en la imagen. Cuando se produce un aumento de la frecuencia espacial el tamaño del objeto disminuye por lo que la habilidad de visualización de los objetos también disminuirá hasta llegar al valor de casi cero en la frecuencia de Nyquist. Se puede observar en la **Figura 48** que la MTF vale casi cero en la frecuencia de Nyquist, ya que para valores a superiores o iguales a esta frecuencia no se podrán distinguir detalles en la imagen.

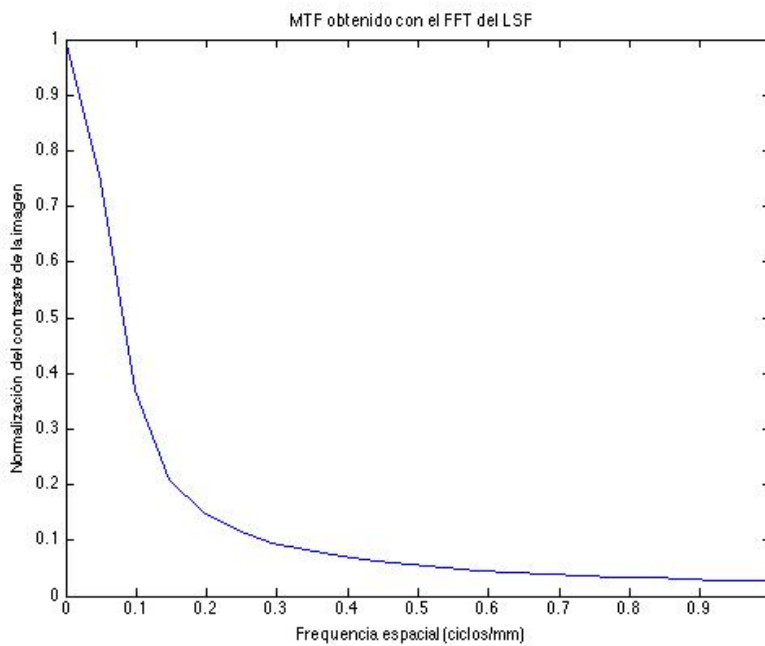


Figura 48. Gráfica final obtenida de la MTF.

La utilidad de la MTF reside en que gracias a su obtención es posible comparar el funcionamiento de diferentes cámaras de rayos gamma, para comprobar que están correctamente calibradas. Con el teorema de Fourier se obtiene que cualquier imagen puede ser descrita como suma de ondas de seno y coseno de diferentes frecuencias y amplitudes, por lo que la MTF tiene información de la habilidad de la cámara en la representación de estas frecuencias espaciales.

Resultados obtenidos

En este caso solo se tenía una imagen con la que poder hallar la MTF, ya que para poder realizar todos estos pasos no se puede coger una imagen de cualquier fuente, pues no suelen estar en formato DICOM y por tanto ninguna especifica el tamaño del detector usado, imprescindible para la obtención de la MTF.

Sin embargo, para comprobar la veracidad de la función obtenida se han realizado diferentes pruebas seleccionando diferentes ROI para comprobar que la MTF obtenida es independiente de la ROI seleccionada, por lo que cualquiera sería válida. Se puede observar en la **Tabla 16** los valores de las frecuencias, para cada una de las cinco pruebas realizadas, en los cuales se obtienen una caída de la MTF del 50% y del 80% respectivamente. Se puede comprobar que los valores de las frecuencias son muy similares entre sí en todas las pruebas realizadas, por lo que se obtendrá prácticamente la misma MTF para cualquier ROI seleccionada, es decir, la MTF obtenida es efectivamente **independiente** de la ROI seleccionada.

Tabla 16. Pruebas realizadas con las frecuencias espaciales obtenidas en las que la MTF vale 0.5 y 0.2 respectivamente.

	Prueba 1	Prueba 2	Prueba 3	Prueba 4	Prueba 5
Frecuencia en la MTF = 0.5	0,065 ciclos/mm	0,062 ciclos/mm	0,070 ciclos/mm	0,065 ciclos/mm	0,068 ciclos/mm
Frecuencia en la MTF = 0.2	0,125 ciclos/mm	0,120 ciclos/mm	0,140 ciclos/mm	0,013 ciclos/mm	0,125 ciclos/mm

La MTF obtenida corresponde con la típica para una cámara de rayos gamma según lo expuesto en [25], donde se obtienen frecuencias de Nyquist desde 0,5 a 1 ciclo/mm dependiendo de la distancia del objeto al detector, a la fuente de radiación y la cámara con la que se haya realizado la medida. La frecuencia de Nyquist obtenida en el experimento expuesto es de 0,83 ciclos/mm, por lo tanto se encuentra dentro del rango descrito anteriormente, por lo que se puede concluir que el proceso se ha realizado correctamente.

Gracias a este método se ha conseguido obtener la MTF de **forma automática** mediante el procesado del borde de un objeto de la imagen, con la obtención de la ESF con un modelo polinómico, de la LSF como su derivada y finalmente la MTF como transformada de Fourier de ésta última.

Implementación en GUIDE

Posteriormente se ha implementado este algoritmo en la interfaz gráfica de Matlab con *GUIDE* para facilitar su uso. Se muestra en la el diseño de ésta en la **Figura 49**.

Se divide también en la parte de preprocesado y la de procesado. Al igual que en todas se han implementado los botones de “Abrir imagen”, “Clear” y “Ayuda”.

En primer lugar en la parte de **preprocesado**, tras abrir la imagen que se quiere procesar, habrá que seleccionar un píxel cerca del borde de la barra, donde se quiera colocar la ROI de

procesado de 20x20 píxeles, y pulsar ENTER tras la selección de éste. Esta ROI se mostrará en la imagen como un cuadrado de color rojo. Si el píxel seleccionado no corresponde al borde por errores de precisión, se ha implementado una función que moverá la ROI a la columna de la imagen correspondiente que contenga el borde, a partir de la fila seleccionada.

Posteriormente en la parte de **procesado** se pulsará el botón “Obtener MTF”, para obtener la gráfica de la *Modulation Transfer Function*. Se muestran además las gráficas intermedias del proceso, es decir, la ESF y la LSF. Finalmente se muestra la frecuencia de Nyquist obtenida en función de las características de la imagen procesada.



Figura 49. Diseño de la interfaz gráfica de la obtención de la MTF.

3.4 Medida del área de los fibroadenomas de una ecografía de mama

En este apartado se ha desarrollado un algoritmo que permita obtener el **área de los fibroadenomas** de una ecografía de mama. Se desarrolló esta implementación porque la posibilidad de medida de distancias en tiempo real, es una aplicación muy utilizada en el ámbito de los ultrasonidos. En el seguimiento y diagnóstico de fibroadenomas se suelen dar medidas de ancho y alto simplemente, muy poco precisas, por lo que sería más adecuado dar una medida del área del fibroadenoma completo, aspecto en el que se centra este apartado.

En primer lugar se hace una introducción teórica sobre qué son y cómo se pueden detectar los fibroadenomas y posteriormente se explica cómo se ha desarrollado la aplicación de Matlab para obtener el área, los resultados obtenidos y su implementación en *GUIDE*.

3.4.1 Fundamentos teóricos

Una de las formas más comunes de detección, diagnóstico y seguimiento del cáncer de mama es mediante la obtención de **ecografías con ultrasonidos**. Inicialmente se pueden detectar problemas con las mamografías y la resonancia magnética pero posteriormente estos posibles tumores son caracterizados y analizados en profundidad con los ultrasonidos [29]. Mediante los ultrasonidos se pueden diferenciar los quistes, los fibroadenomas (tumores benignos) y los tumores cancerígenos.

La técnica usada en estas ecografías es el modo B que obtiene imágenes en escala de grises. Ésta se basa en la transmisión de ultrasonidos en dirección perpendicular a la superficie del transductor. Como los diferentes tejidos mamarios tienen diferentes propiedades acústicas, con los ecos que se reciben de estos tejidos se pueden formar imágenes en dos dimensiones. El nivel de gris de cada tejido dependerá de la intensidad del eco recibido del tejido. La piel y los tejidos fibrosos son muy reflectantes por lo que suelen devolver ecos de gran nivel y aparecer en colores blanco y grises claros, mientras que las lesiones mamarias suelen aparecer más oscuras que el resto de tejidos.

Respecto a cuál es la **calidad óptima** en las imágenes de ecografías, se puede decir que es necesario un buen contraste para poder diferenciar las masas sólidas del resto del tejido. Para ello se suelen utilizar frecuencias de 7-12 MHz, siendo las frecuencias menores usadas para lesiones más profundas, y las mayores para lesiones más superficiales. Hay que destacar que en las imágenes de ultrasonidos en modo B hay ruido de tipo ‘sal y pimienta’ muy presente siempre. Éste se produce por las interferencias de las ondas sonoras entre sí y degrada la resolución espacial y el contraste de la imagen.

Los ultrasonidos son una herramienta complementaria para mejorar el diagnóstico de las mamografías. Su función principal es distinguir lesiones benignas de cancerígenas. La capacidad de distinguir las lesiones benignas ha hecho que se haya reducido de forma radical el número de biopsias realizadas. Las masas benignas tratadas en este apartado, bajo el nombre de fibroadenomas, se caracterizan por ser circulares o elipsoidales, y ser normalmente más anchas que altas [29]. Los bordes de las lesiones benignas son estrechos y muy bien definidos, sin lobulaciones, mientras que los de las lesiones malignas tienden a tener bordes lobulados o irregulares, como se puede observar en la **Figura 50**.

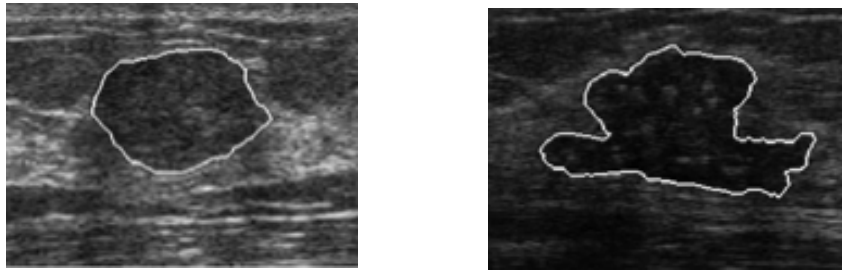


Figura 50. Diferencias de la forma de un tumor benigno (izquierda) y maligno (derecha). Fuente [30].

Además con los ultrasonidos de manera rutinaria se realizan **medidas** de distancia, área y volumen, ya que se puede calibrar el instrumento fácilmente basándose en el tiempo que tarda en volver el eco, puesto que se sabe que la velocidad del sonido en tejidos blandos es de 1540 m/s aproximadamente. Por todo esto, esta técnica es además especialmente adecuada para la medida del tamaño de los fibroadenomas, aspecto que se tratará en profundidad. Normalmente las medidas automáticas realizadas mientras se obtienen las imágenes con ultrasonidos, son simplemente de distancias, no de áreas, ya que las medidas de áreas requieren un procesamiento adicional de la imagen, para detectar el objeto. Este apartado se centra en obtener el área del fibroadenoma a partir de las medidas de ancho y alto obtenidas con los ultrasonidos, ya que el área es una medida más concreta y menos dependiente de la forma del objeto, que las distancias de anchura y altura.

Actualmente hay mucha investigación en el campo de análisis de ecografías de mama obtenidas con ultrasonidos para facilitar los diagnósticos mediante procesamiento de las imágenes. En [31] se propone un método para la segmentación y clasificación de tumores en función del análisis de la textura mediante reconocimiento de patrones y segmentación manual con operaciones morfológicas. Además en [30] se propone un método para la detección de tumores benignos o malignos en función de las características de su contorno, ya que los malignos suelen tener muchos entrantes y salientes, al contrario que los benignos, que tienen bordes bien definidos.

El algoritmo desarrollado en este apartado consiste en la **segmentación semiautomática** de los tumores benignos que se observan en la ecografía para medir posteriormente su **área**. Para su implementación se probaron varias técnicas para determinar cuál era la más adecuada. Con las máscaras de detección de bordes, no se obtenían buenos resultados, debido al gran ruido de las imágenes. Con algoritmos de detección y seguimiento de contornos tampoco se pudo realizar la segmentación de éstos, porque al no estar bien definidos los contornos, no se detectaba el borde correctamente. La técnica elegida finalmente para la segmentación fue mediante umbralización y operaciones morfológicas, ya que los fibroadenomas se caracterizan por tener tonalidades más oscuras que el resto de los tejidos.

La medida del área es posible ya que como se sabe la velocidad de propagación de los ultrasonidos en los tejidos. Se puede obtener la distancia entre píxeles contiguos de la imagen digital con una correcta calibración de la máquina, en función del tiempo de llegada de los ecos. En primer lugar se ecualizó el histograma de la imagen para

obtener mayor uniformidad de los niveles de gris y facilitar la segmentación de los fibroadenomas, ya que hay tejidos cercanos con tonalidades parecidas. Tras su segmentación mediante el método de umbralización de Otsu, se realizan operaciones morfológicas de erosión y dilatación basadas en lo expuesto en [31] con variaciones que se detallarán en la

parte práctica. Después se identifican los objetos detectados en la imagen y se especifica cuál de todos es el correspondiente al fibroadenoma y se calcula el área de éste. Normalmente en el diagnóstico de los fibroadenomas se mide simplemente el ancho de éstos, pero la implementación de la medida del área en estos sistemas sería más útil para poder realizar diagnósticos más eficaces.

3.4.2 Implementación práctica

En este apartado se explican los pasos realizados en el desarrollo de la aplicación que obtiene el área del fibroadenoma. Posteriormente se mostrará la interfaz gráfica implementada y los resultados obtenidos. Las imágenes utilizadas en el procesamiento proceden de ecografías realizadas a familiares.

Como en todos los anteriores, la implementación se ha dividido en la parte de preprocesado y de procesado. Como se puede observar en la **Figura 51** se ha dividido el análisis de la imagen en 5 pasos: ecualización del histograma, segmentación por umbralización, operaciones morfológicas, identificación de objetos y obtención del área.

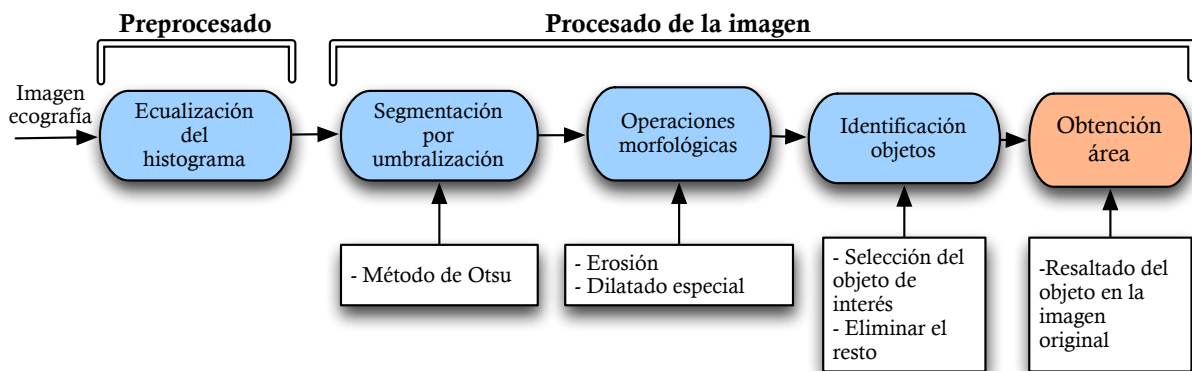


Figura 51. Diagrama de bloques de la obtención del área del fibroadenoma.

Paso 1: Ecualización del histograma

En este primer paso se lee la imagen y se ecualiza el histograma de ésta. Con esto se consigue uniformizar los niveles de gris, ya que había una gran concentración de niveles de gris oscuros como se puede observar en el histograma sin ecualizar de la **Figura 52**. Posteriormente se puede observar que en la imagen ecualizada se puede diferenciar el fibroadenoma con mayor claridad, lo que facilitará su segmentación.

La ecualización se ha realizado con una función (ecualizar.m) creada en Matlab que aplica la ecuación (2) detallada en el apartado 2. Además se podría haber usado las funciones incluidas en Matlab para la ecualización de histogramas *histeq* y *adapthisteq*.

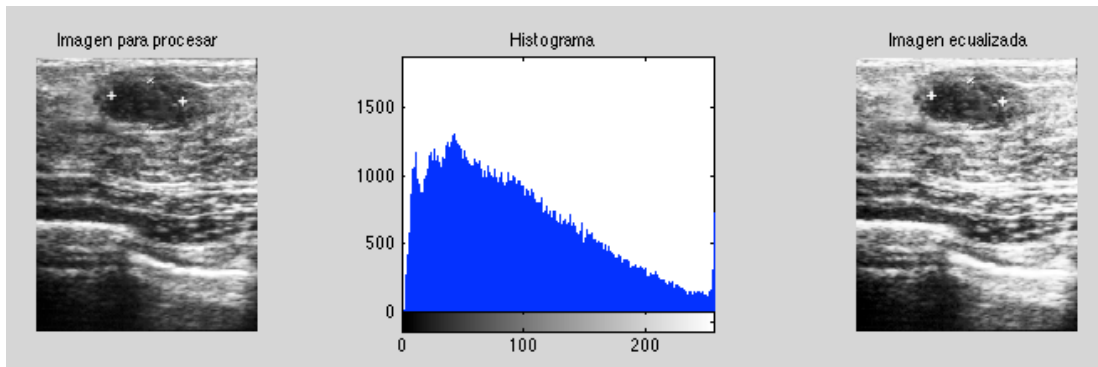


Figura 52. Imagen que se quiere procesar (izquierda) con su histograma no ecualizado (centro), e imagen final obtenida tras la ecualización (derecha).

Paso 2: Segmentación por umbralización

En este apartado se realiza la segmentación mediante el método de umbralización automática de Otsu, al igual que en el caso de los tejidos con metástasis del apartado 3.1. Para ello se ha utilizado el mismo método que en ese apartado por lo que no se detallará en profundidad de nuevo. Resumiendo se puede comentar que en primer lugar se ha obtenido el umbral de forma automática con la función *graythresh* y posteriormente se ha pasado la imagen a blanco y negro en función del umbral obtenido con *im2bw*. Se puede observar la imagen segmentada a la izquierda de la **Figura 53**.

Paso 3: Operaciones morfológicas

En este apartado mediante operaciones morfológicas se pretende **mejorar** la imagen segmentada para poder procesar mejor los objetos que han sido detectados en la imagen binaria. Mediante estas operaciones binarias se consigue extraer mejor las formas de los objetos. Para ello se realiza la operación de la apertura descrita en el apartado 2.3.1. que consiste en realizar una erosión y posteriormente una dilatación. Con esto se consigue suavizar los contornos de los objetos de la imagen, romper las separaciones estrechas inadecuadas que unían objetos que son diferentes, eliminar los huecos pequeños y eliminar los puntos aislados. Se puede observar el resultado final obtenido en la imagen de la derecha de la Figura 53.

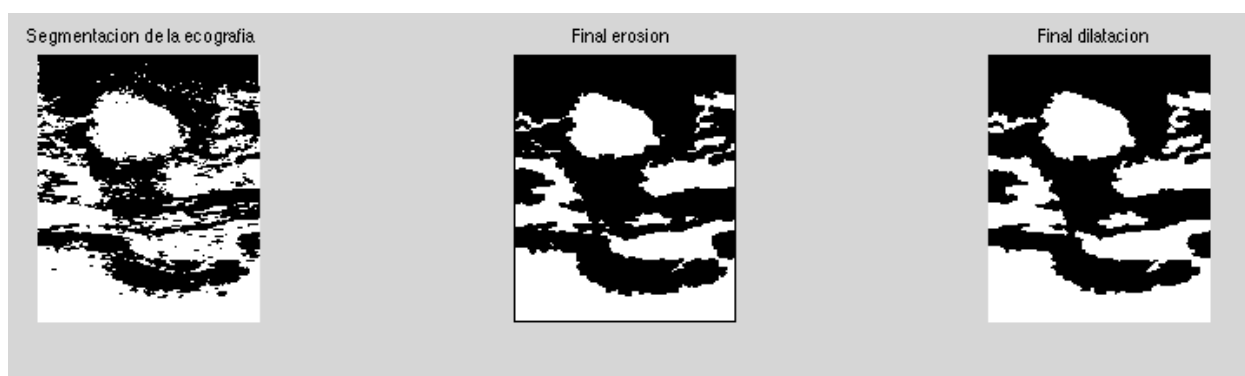


Figura 53. Imagen segmentada (izquierda), imagen obtenida tras la erosión (centro), imagen final obtenida tras la dilatación y erosión (derecha).

Como las imágenes tienen un tamaño aproximado de 460x380 píxeles, se determina que los objetos menores a 1000 píxeles no son de interés, por ser demasiado pequeños. Por ello en primer lugar se borran todas las áreas blancas de la imagen que sean mayores a 1000 píxeles, para limpiar la imagen de ruido y eliminar objetos indeseados. Esto se hace con la función *bwareaopen*. Posteriormente para la implementación de la apertura en Matlab se ha usado la

función *bwmorph*. Esta función tiene determinados parámetros que se pueden seleccionar para implementar la erosión, dilatación, u otras operaciones morfológicas, como se puede observar en la **Tabla 17**. Por tanto en primer lugar se ha erosionado dos veces con el parámetro *'erode'*. Posteriormente se ha dilatado dos veces con el parámetro *'thicken'* en vez de *'dilate'* ya que con *'thicken'* se realiza una dilatación pero sin unir objetos que estaban separados anteriormente, aspecto de especial interés para poder realizar correctamente el siguiente apartado.

Tabla 17. Descripción de la función de Matlab *bwmorph*.

bwmorph	
Descripción general	Función que permite realizar más de 20 operaciones morfológicas en la imagen binaria según los parámetros elegidos.
Sintaxis utilizada	$BW2=bwmorph(BW1, \text{operación}, N)$ Aplica la operación binaria seleccionada con el parámetro <i>operación</i> N veces a la imagen <i>BW1</i> , obteniendo como salida la imagen <i>BW2</i> . En el parámetro <i>operación</i> se ha seleccionado <i>'erode'</i> para la erosión con elemento estructural por defecto de una matriz de <i>ones(3)</i> , y <i>'thicken'</i> para la dilatación con ese mismo elemento estructural sin unir objetos ya separados.

Paso 4: Identificación de los objetos que se quieren segmentar

Posteriormente se identifica en la imagen binaria cada objeto detectado en la imagen con un número, para poder determinar cuál es el que se quiere segmentar. Para facilitar la distinción de los objetos se resalta cada uno con un borde de diferente color mediante la función *bwboundaries* y se coloca un número en cada objeto para poder seleccionar el número correspondiente al objeto de interés, como se muestra en la **Figura 54**.

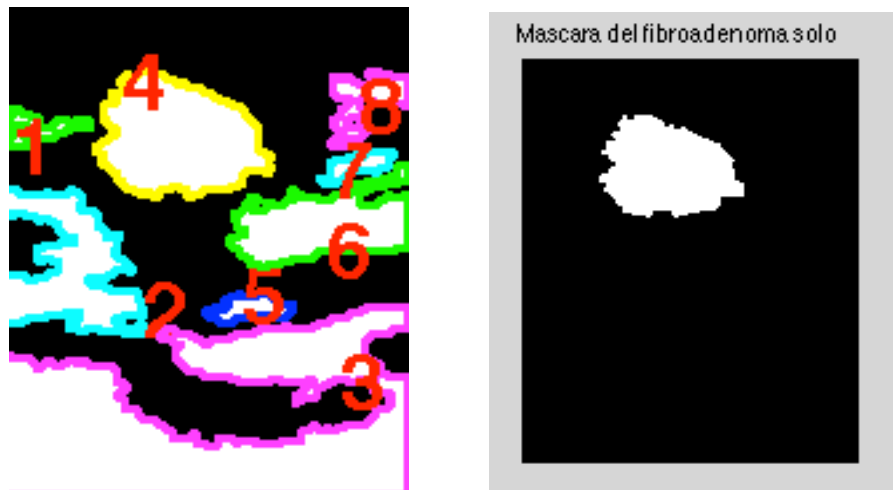


Figura 54. Identificación con colores de los objetos y máscara final del fibroadenoma.

En primer lugar se pide la intervención al usuario para seleccionar el número de la región de interés, que en este caso sería el número 4, y eliminar el resto de objetos de la imagen para quedarnos sólo con el fibroadenoma. Este procedimiento se realiza con la función *bwconncomp* (**Tabla 18**) que busca elementos relacionados en la matriz de la imagen, es decir separa la imagen en todos los objetos que la constituyen. Posteriormente con la función *labelmatrix* se eliminan todos los objetos que no correspondan al número que se ha seleccionado (**Tabla 19**).

En la **Figura 55** se muestra un extracto del código utilizado para facilitar la comprensión de los dos últimos apartados ya que las funciones *bwconncomp*, *labelmatrix*, y *regionprops* suelen ser utilizadas a la vez.

```
%% Final del Paso 4
% mascTej es la imagen binaria obtenida tras la apertura
cc=bwconncomp(mascTej2); % Busca elementos relacionados en la matriz
%Como buscamos eliminar el objeto n todo lo que no sea ese objeto lo ponemos a cero.
mascTej2(labelmatrix(cc)~=numero)=0;%Labelmatrix devuelve 0 (fondo) o 1,2,3 para cada objeto.

%% Paso 5 Obtenemos el área de ese objeto
mascTejFin=mascTej2;
cc=bwconncomp(mascTejFin) ;%Volvemo a emplear la funcion bconncomp para la máscara final
stats=regionprops(cc,'basic');%Obtenemos con regionprops las estadísticas de Area.
A=[stats.Area]; %Seleccionamos de todas las propiedades el área sin escala,
    número de pixels en la región.
```

Figura 55. Uso de las funciones *bwconncomp*, *labelmatrix* y *regionprops*.

Tabla 18. Descripción de la función *bwconncomp* de Matlab.

bwconncomp	
Descripción general	<p>Función que calcula las componentes que están conectadas en las imágenes binarias. Devuelve una matriz con estructura cc que tiene cuatro campos:</p> <ul style="list-style-type: none"> <i>connectivity</i>: conectividad de los componentes conectados (objetos). <i>imageSize</i>: tamaño de la imagen de entrada. <i>NumObjets</i>: número de componentes conectados en la imagen. <i>PixelIdxList</i>: array de celdas de tamaño 1xNumObjects, en el cual el elemento k-ésimo contiene un vector que especifica los píxeles que corresponden al objeto k-ésimo.
Sintaxis utilizada	<p><i>cc=bwconncomp(BW)</i></p> <p>Devuelve las componentes conectadas <i>cc</i> en la imagen binaria BW.</p>

Tabla 19. Descripción de la función *labelmatrix* de Matlab.

labelmatrix	
Descripción general	<p>Función que crea una matriz etiquetando los componentes obtenidos tras la obtención de la matriz de conectividad con <i>bwconncomp</i>. Los píxeles que se etiquetan con valor 0 son los pertenecientes al fondo y los objetos se identifican con números de 1 a n.</p>
Sintaxis utilizada	<p><i>L=labelmatrix(cc)</i></p> <p>Devuelve una matriz del tamaño de la imagen en la que cada píxel tiene el valor del objeto al que corresponde, es decir 0,1,2...</p>

Paso 5: Obtención del área del fibroadenoma

Finalmente se obtiene el área del objeto. Para ello se ha utilizado la escala que venía en las imágenes en el momento en que se tomaron según la cual 110 píxeles equivalen a 1 cm, por lo que 12100 píxeles equivaldrán a 1 cm². Para ello primero se obtiene el área del fibroadenoma en número de píxeles, con la función *regionprops* (**Tabla 20**) y el parámetro *'basic'* para obtener la propiedad del área, como se puede observar en la **Figura 55**. Por último se

obtiene el área en cm^2 , mediante la división del número de píxeles entre 12100, que equivale a 1 cm^2 .

Tabla 20. Descripción de la función *regionprops* de Matlab.

regionprops	
Descripción general	Función que obtiene medidas de un conjunto de propiedades de cada objeto conectado en la matriz de conectividad <i>cc</i> , que es la estructura que devuelve <i>bwconncomp</i> .
Sintaxis utilizada	$\text{stats}=\text{regionprops}(\text{cc},\text{properties})$ $A=[\text{stats.Area}]$ En propiedades se usa el parámetro 'basic' que incluye la medida del área. Posteriormente de todas las medidas obtenidas en <i>stats</i> se selecciona el área.

Posteriormente se resalta en la imagen original el borde del objeto segmentado para facilitar su visualización y se muestra el área obtenida, que en la imagen de la **Figura 56** es por ejemplo de $1,103 \text{ cm}^2$.

Gracias a este método se ha conseguido obtener una medida más precisa que da una idea más adecuada del tamaño de fibroadenoma, ya que el área es una medida más adecuada que el ancho de éste, medida que se utiliza normalmente en el diagnóstico.









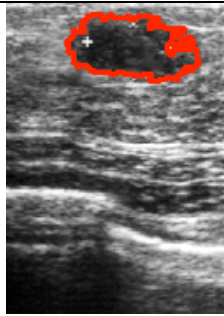
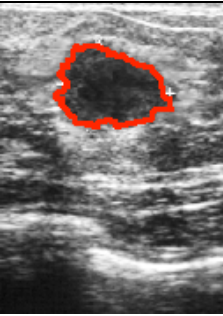

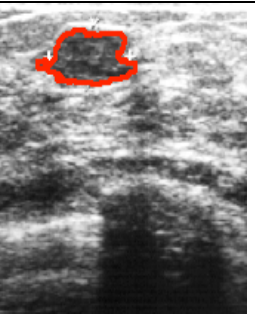


Figura 56. Visualización final del fibroadenoma segmentado para obtener su área.

Resultados obtenidos

En este caso se disponían de cuatro imágenes de fibroadenomas para poder calcular el área de éstos y comprobar que los algoritmos de segmentación utilizados funcionan para varios tipos de imágenes. Se puede observar en la **Tabla 21** los resultados obtenidos tras la realización de pruebas en cuatro imágenes. Se puede concluir que no aparece ningún problema en la segmentación y determinación del área del objeto de interés, el fibroadenoma.

Tabla 21. Resultados obtenidos del área del fibroadenoma.

	Imagen 1	Imagen 2	Imagen 3	Imagen 4
Imagen original				
Imagen segmentada				
Fibro-adenoma detectado				
Área en cm ²	1,026	1,103	0,151	0,609

Implementación en GUIDE

Posteriormente se ha implementado este algoritmo en la interfaz gráfica de Matlab con *GUIDE* para facilitar su uso. Se muestra en la **Figura 57** el diseño de ésta.

Se divide también en la parte de preprocesado y la de procesado. Al igual que en todas se han implementado los botones de “Abrir imagen”, “Clear” y “Ayuda”.

En primer lugar en la parte de **preprocesado**, tras abrir la imagen que se quiere procesar, se muestra el histograma de ésta sin ecualizar y la imagen ecualizada con la que se realizará el procesado.

Posteriormente en la parte de **procesado** se pulsará el botón “Calcular área”, para obtener el área del fibroadenoma. Se muestran en primer lugar las imágenes después de la erosión (izquierda) y después de la dilatación (derecha). Posteriormente se muestra la imagen segmentada identificando cada objeto con un borde de color diferente. En el campo editable de la derecha habrá que escribir el número del objeto que se quiere seleccionar (correspondiente al fibroadenoma) y tras pulsar ENTER se mostrará éste objeto resaltado en la imagen y el área final obtenida.

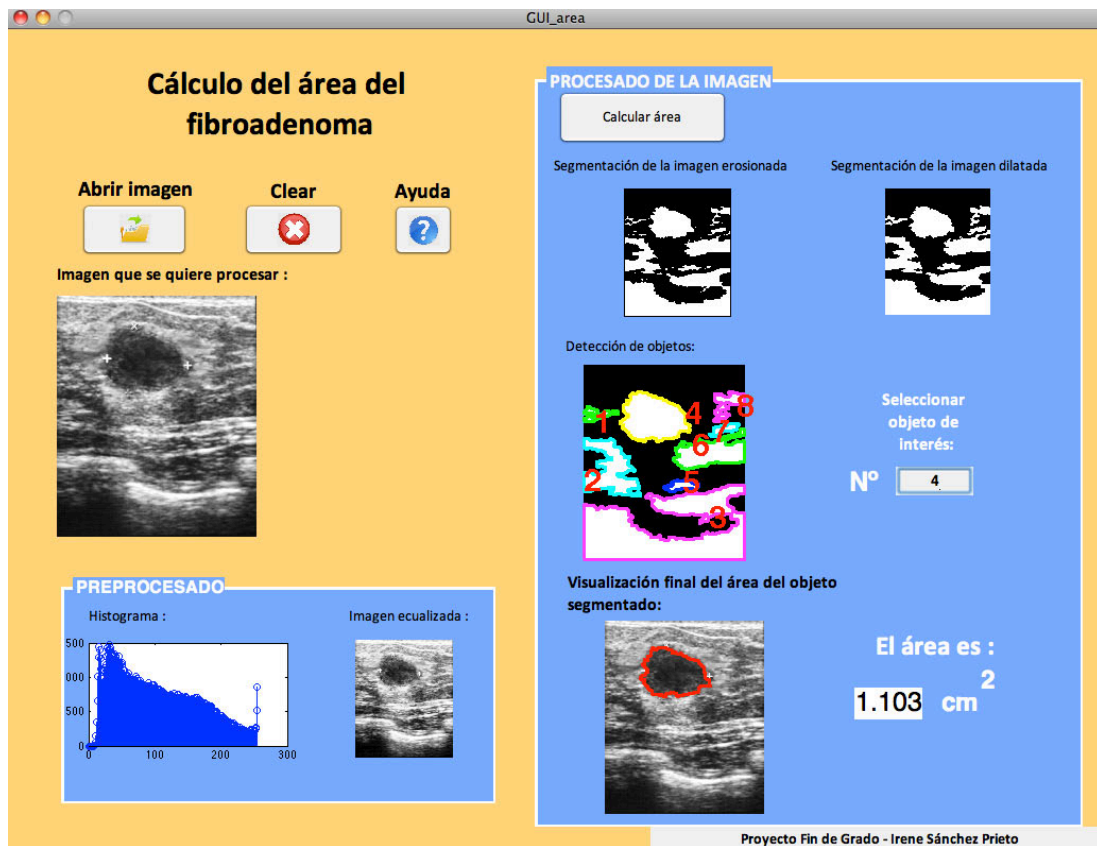


Figura 57. Implementación en GUIDE del área del fibroadenoma.

3. Ejemplos de aplicación en Matlab

4. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Este proyecto se ha introducido en el mundo del procesado de la imagen médica como ayuda al diagnóstico partiendo desde las características de las imágenes médicas y finalizando con cuatro ejemplos de aplicación. Se han presentado las modalidades principales de imagen médica y los métodos de procesado y segmentación más utilizados actualmente para el tratamiento de éstas. Se han detallado las aplicaciones de cada modalidad de imagen médica y sus diferencias de calidad. Con toda la información recopilada se puede decir que se ha conseguido un acercamiento al mundo de la imagen médica y su importancia actual.

Posteriormente, con la parte de la implementación en Matlab, se ha ejemplificado el uso de esta herramienta, su *toolbox* de procesado de imágenes y de interfaces gráficas para el tratamiento de imágenes médicas. Para ello se ha realizado una implementación práctica de cuatro aplicaciones de procesado de imágenes que facilitan la obtención de diagnósticos de enfermedades. Estos ejemplos han sido realizados sin pretensión de exactitud o generalidad debido al escaso conjunto de imágenes de prueba disponibles y la imposibilidad de contrastar los resultados. Sin embargo, se ha mostrado en qué aspectos es útil el procesado de imágenes, para desarrollar aplicaciones que ahorren tiempo y proporcionen información más fiable en la realización de diagnósticos. Las aplicaciones ejemplo usan interfaces gráficas para facilitar el uso de los algoritmos a personas no familiarizadas con Matlab, lo que puede ser muy útil para aplicar los conocimientos obtenidos a otros entornos.

Respecto a los **trabajos futuros** que se podrían considerar tenemos: automatizar en mayor medida el proceso en cada aplicación. En ciertos pasos de los algoritmos el usuario debe proporcionar información para que la aplicación continúe, se trataría de determinar en la medida de lo posible dichos datos de forma automática.

- Por ejemplo, en la obtención del ángulo de Cobb, se podría pedir al usuario un par de puntos extremos de la columna y posteriormente detectar automáticamente la situación de la columna entre esos dos puntos. Se podría utilizar algún tipo de correlación espacial, ya que es una estructura lineal.
- En el esquema actual se podría mejorar los puntos seleccionados por el usuario como corte de las líneas verticales con las vértebras. La aplicación podría buscar un cambio brusco de nivel de gris en las proximidades de la selección del usuario.
- Otro ejemplo de posible automatización se podría implementar en la medida del área de los fibroadenomas. En lugar de identificar el número del objeto que se quiere segmentar, se podría detectar con la ayuda de un reconocimiento de patrones. Un objeto con forma elipsoidal (forma general de un fibroadenoma) sería el mejor candidato para segmentar.

5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] R. Cierniak, *X-Ray Computed Tomography in Biomedical Engineering*. New York: Springer, 2011.
- [2] A. P. Dhawan, *Medical Image Analysis*, Second edition. New Jersey: IEEE Press, 2011.
- [3] R. Gonzalez and R. E. Woods, *Tratamiento digital de imágenes*. Washington, Delaware, USA: Addison-Wesley Iberoamericana, S.A., 1996, p. 773.
- [4] P. Suetens, *Fundamentals of Medical Imaging*. New York: Cambridge, 2009.
- [5] “Desarrollo y evaluación de una aplicación web estandarizada para el almacenamiento e intercambio de historiales clínicos electrónicos en oftalmología: teleoftalweb,” Universidad de Valladolid, 2010.
- [6] J. T. Bushberg, J. A. Seibert, and E. M. Leidholdt, *The essential physics of Medical Imaging*, Second edition. Lippincott Williams & Wilkins, 2002.
- [7] “Fisiología humana. La guía de Biología.” [En línea]. Available: <http://biologia.laguia2000.com/fisiologia-animal/fisiologia-humana>. [Último acceso: 14-Nov-2012].
- [8] “Rayos X.” [En línea]. Available: <http://www.nlm.nih.gov/medlineplus/spanish/ency/article/003337.htm>. [Último acceso: 14-Nov-2013].
- [9] K. Kirk Shung, B. M. Smith, and B. Tsui, *Principles of Medical Imaging*. Academic Press, 1992.
- [10] “Compton Scattering.” [En línea]. Available: <http://hyperphysics.phy-astr.gsu.edu/hbase/quantum/comptint.html>. [Último acceso: 14-Nov-2013].
- [11] A. Calzado and J. Geleijns, “Tomografía computarizada. Evolución, principios técnicos y aplicaciones,” vol. 11, no. 3, pp. 163–180, 2010.
- [12] J. L. Prince, *Medical imaging signals and systems*. Pearson Prentice Hall Bioengineering.
- [13] “What Is Magnetic Resonance Imaging (MRI)?” [En línea]. Available: <http://www.webmd.com/a-to-z-guides/magnetic-resonance-imaging-mri>. [Último acceso: 15-Nov-2013].
- [14] “Ring in the New Year with... Ultrasound! Kevin Woo’s: Faculty Webpage.” [En línea]. Available: <http://commons.esc.edu/kevinwoo/2011/01/27/ring-in-the-new-year-with-ultrasound/>. [Último acceso: 15-Nov-2013].

- [15] “Pruebas Médicas - La Terapia del Canguro.” [En línea]. Available: <http://terapiadelcanguro.novaxove.com/category/diagnostico/pruebas-medicas/>. [Último acceso: 15-Nov-2013].
- [16] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins, *Digital Image Processing using MATLAB*, Second Edition. Gatesmark Publishing, 2009.
- [17] “MATLAB - El lenguaje de cálculo técnico - MathWorks España.” [En línea]. Available: <http://www.mathworks.es/products/matlab/>. [Último acceso: 22-Nov-2013].
- [18] Yale School of Medicine, “What are Tissue Microarrays > Pathology | Yale School of Medicine.” [En línea]. Available: <http://medicine.yale.edu/pathology/research/tissueservices/tissuemicroarrayfacility/what.aspx>. [Último acceso: 28-Nov-2013].
- [19] “Figure 2 : Tissue microarrays in drug discovery : Nature Reviews Drug Discovery.” [En línea]. Available: http://www.nature.com/nrd/journal/v2/n12/fig_tab/nrd1254_F2.html. [Último acceso: 28-Nov-2013].
- [20] C.-W. Wang, D. Fennell, I. Paul, K. Savage, and P. Hamilton, “Robust automated tumour segmentation on histological and immunohistochemical tissue images.,” *PLoS One*, vol. 6, no. 2, p. e15818, Jan. 2011.
- [21] P. Shoelson Brett, “Medical Imaging Workflows with MATLAB - MATLAB Seminario virtual - MathWorks España,” 13 abril 2012. [En línea]. Available: <http://www.mathworks.es/videos/medical-imaging-workflows-with-matlab81850.html>. [Último acceso: 30-Nov-2013].
- [22] G. Dougherty, Ed., *Medical Image Processing. Techniques and Applications*. London: Springer, 2011.
- [23] D. C. Dr Liendo, “Escoliosis Idiopática.” [En línea]. Available: <http://escuela.med.puc.cl/paginas/ops/curso/lecciones/leccion12/m3112leccion.html>. [Último acceso: 12-Dec-2013].
- [24] N. Chockalingam, P. H. Dangerfield, G. Giakas, T. Cochrane, and J. C. Dorgan, “Computer-assisted Cobb measurement of scoliosis.,” *Eur. Spine J.*, vol. 11, no. 4, pp. 353–357, 2002.
- [25] J. Prekeges, *Nuclear Medicine Instrumentation*. Jones & Bartlett Publishers, 2010.
- [26] M. Donovan, D. Zhang, and H. Liu, “Step by step analysis toward optimal MTF algorithm using an edge test device.,” *J. Xray. Sci. Technol.*, vol. 17, no. 1, pp. 1–15, Jan. 2009.
- [27] D. L. Macfarlane, “Fast Fourier Transform and MATLAB Implementation.”

- [28] “¿Qué es y qué nos aporta la MTF?” [En línea. Available: <http://www.decamaras.com/CMS/content/view/357/61-Que-es-y-que-nos-aporta-la-MTF>. [Último acceso: 15-Dec-2013].
- [29] R. P. Candelaria, L. Hwang, R. R. Bouchard, and G. J. Whitman, “Breast ultrasound: current concepts,” *Semin. Ultrasound. CT. MR*, vol. 34, no. 3, pp. 213–25, Jun. 2013.
- [30] W. Yang, S. Zhang, Y. Chen, W. Li, and Y. Chen, “Shape symmetry analysis of breast tumors on ultrasound images,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 39, no. 3, pp. 231–8, Mar. 2009.
- [31] B. Liu, H. D. Cheng, J. Huang, J. Tian, X. Tang, and J. Liu, “Fully automatic and segmentation-robust classification of breast tumors based on local texture analysis of ultrasound images,” *Pattern Recognition.*, vol. 43, no. 1, pp. 280–298, Jan. 2010.